

# **SKRIPSI**

## **PENGUNAAN METODE MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL) PADA PERAMALAN BEBAN JANGKA PENDEK DI PT PLN (PERSERO) WILAYAH NTT CABANG KUPANG**



**Disusun Oleh :**  
**IRFAN H NAINGGOLAN**  
**NIM : 01 12 146**

**INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL MALANG**  
**FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI**  
**JURUSAN TEKNIK ELEKTRO**  
**KONSENTRASI TEKNIK ENERGI LISTRIK (S-1)**  
**MARET 2008**



## LEMBAR PERSETUJUAN

### PENGUNAAN METODE MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHF) PADA PERAMALAN BEBAN JANGKA PENDEK DI PT PLN(PERSERO) WILAYAH NTT CABANG KUPANG

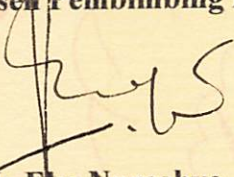
#### SKRIPSI

*Disusun Untuk Melengkapi dan Memenuhi Persyaratan  
Guna Mencapai Gelar Sarjana Teknik*

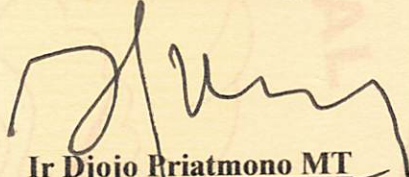
Disusun Oleh :

**IRFAN H NAINGGOLAN**  
NIM : 01 12 146

Menyetujui,  
Dosen Pembimbing I,

  
**Ir. Eko Nurcahyo**  
NIP. Y. 101.8700.172

Menyetujui,  
Dosen Pembimbing II,

  
**Ir Djojo Priatmono MT**  
NIP. Y. 101. 8700 107



Mengetahui,  
Ketua Jurusan Teknik Elektro

  
**Ir.F. Yudi Limpraptono, MT**  
NIP.Y.103 9500 274

**KONSENTRASI ENERGI LISTRIK  
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO S-1  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL MALANG**



## ABSTRAKSI

### PENGUNAAN METODE MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC PADA PERAMALAN BEBAN JANGKA PENDEK DI PT PLN(PERSERO) WILAYAH NTT CABANG KUPANG

(Irfan H Nainggolan, 01.12.146, Teknik Elektro S-1/T. Energi Listrik)  
(Dosen Pembimbing I : Ir.Eko Nurcahyo)  
(Dosen Pembimbing II: Ir.Djojo Priatmono,MT)

Pemenuhan kebutuhan akan energi listrik dari waktu ke waktu selalu berubah-ubah, sehingga diperlukan suplai daya yang tepat dan sesuai dengan permintaan beban. Akibatnya timbul persoalan dalam menghadapi kebutuhan daya listrik yang tidak tetap dari waktu ke waktu. Bagaimana hasil analisis yang didapatkan setelah melakukan perkiraan dengan menggunakan metode *Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic* ini serta bagaimana analisa dan MAPE rata-rata yang dihasilkan berdasarkan data beban PT. PLN Kupang dengan menggunakan metode *Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic(MCHFL)* ini. Karena hal tersebut diatas, maka perlu dilakukan perkiraan beban jangka pendek, jangka menengah maupun jangka panjang untuk perencanaan dan pengoperasian dalam suatu sistem tenaga listrik dengan menganalisa penggunaan *Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic(MCHFL)* pada perkiraan beban puncak dalam menghasilkan perkiraan beban tiap hari dengan tingkat kesalahan (*error*) rata-rata yang kecil dan waktu komputasi yang relatif singkat pada PT. PLN Kupang.

Metodologi perkiraan yang dipakai dalam sistem tenaga listrik, dapat dikelompokkan menjadi dua, yaitu berdasarkan kecenderungan (*trend*) dan model ekonometri. Pada skripsi ini metode perkiraan yang digunakan adalah metode kecenderungan.

Dari hasil analisa MCHFL dapat dilihat waktu komputasi berturut-turut dari tanggal 3, 16, 29 pada bulan November 2007 adalah 1 detik 501 milidetik, 1 detik 584 milidetik dan 1 detik 729 milidetik. Dari hasil tersebut dapat dikatakan waktu komputasi pada peramalan ini cukup cepat dengan rata-rata sebesar 1 detik 606 milidetik.

**Kata Kunci :** *Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic*



## **KATA PENGANTAR**

Dengan memanjatkan puji syukur kehadiran Tuhan Yesus Kristus atas limpahan Kasih dan Karunia-Nya, sehingga penyusun dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul :

### **“PENGUNAAN METODE MONTE CARLO HYBRID FUZZYLOGIC (MCHFL) PADA PERAMALAN BEBAN JANGKA PENDEK DI PT PLN(PERSERO) WILAYAH NTT CABANG KUPANG”**

Skripsi ini disusun sebagai salah satu persyaratan dalam menyelesaikan studi program strata satu (S-1) jurusan Teknik Elektro/Program Studi Teknik Energi Listrik, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Nasional Malang

Sebelum dan selama penyusunan skripsi ini, penyusun telah banyak mendapatkan bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak. Untuk itu pada kesempatan ini penyusun menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Dr. Eng. Ir. Abraham Lomi, MSEE, selaku Rektor Institut Teknologi Nasional Malang.
2. Ir. Mochtar Asroni, MSME selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri Institut Teknologi Nasional Malang.
3. Ir. F. Yudi Limpraptono, MT, selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro S-1 Fakultas Teknologi Industri Institut Teknologi Nasional Malang.

4. Ir. Eko Nurcahyo, selaku dosen pembimbing dalam penyusunan skripsi ini.
5. Ir Djojo Priatmono., MT, selaku dosen pembimbing II dalam penyusunan skripsi ini.
6. Bapak dan ibu dosen jurusan Teknik Elektro Energi Listrik.
7. Bapak dan ibuku, yang sangat berarti dalam kehidupan penyusun, dimana do'a serta restu dan keridhaannya senantiasa penyusun harapkan.
8. Teman-teman di jurusan Teknik Elektro Institut Teknologi Nasional Malang, terutama angkatan 2001 yang telah membantu dalam penyelesaian skripsi ini.
9. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, yang telah membantu dalam penyelesaian skripsi ini.

Penyusun menyadari sepenuhnya akan segala kekurangan yang ada dalam penyusunan skripsi ini, maka dengan kerendahan hati penyusun mengharapkan kritik dan saran demi penyempurnaan skripsi ini.

Akhirnya penyusun berharap semoga dalam skripsi ini dapat membantu serta bermanfaat bagi rekan-rekan mahasiswa khususnya pada jurusan Teknik Elektro Energi Listrik.

Malang, Maret 2008

Penulis

## **DAFTAR ISI**

<b>HALAMAN JUDUL.....</b>	<b>i</b>
<b>LEMBAR PERSETUJUAN .....</b>	<b>ii</b>
<b>ABSTRAKSI.....</b>	<b>iii</b>
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>iv</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>vi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR TABEL.....</b>	<b>x</b>
<b>DAFTAR GRAFIK .....</b>	<b>xii</b>

### **BAB I PENDAHULUAN**

1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	2
1.3. Tujuan.....	2
1.4. Batasan Masalah.....	3
1.5. Metodologi Penelitian .....	3
1.6. Sistematika Penulisan .....	4
1.7. Kontribusi.....	5

### **BAB II PRAKIRAAN BEBAN LISTRIK**

2.1. Pendahuluan .....	6
2.2. Metodologi Prakiraan .....	7
2.2.1. Metode Kecenderungan.....	7



## **DAFTAR TABEL**

<b>Tabel 3-1</b>	<b>Tabel Implikasi Antara Temperatur Dengan Beban Tambahan.....</b>	<b>41</b>
<b>Tabel 4.1</b>	<b>Data Beban Aktual Tanggal 1 Sampai 7 November 2007 .....</b>	<b>41</b>
<b>Tabel 4.2</b>	<b>Data Beban Aktual Tanggal 8 Sampai 14 November 2007 .....</b>	<b>41</b>
<b>Tabel 4.3</b>	<b>Data Beban Aktual Tanggal 15 Sampai 21 November 2007 .....</b>	<b>42</b>
<b>Tabel 4.4</b>	<b>Data Beban Aktual Tanggal 22 Sampai 30 November 2007 .....</b>	<b>43</b>
<b>Tabel 4.5</b>	<b>Data Temperatur Bulan November 2007 .....</b>	<b>44</b>
<b>Tabel 4.6</b>	<b>Perbandingan Data Beban Aktual Dan Beban Ramalan Tanggal 3 November 2007 .....</b>	<b>46</b>
<b>Tabel 4.7</b>	<b>Perbandingan Data Beban Aktual Dan Beban Ramalan Tanggal 16 November 2007 .....</b>	<b>49</b>
<b>Tabel 4.8</b>	<b>Perbandingan Data Beban Aktual Dan Beban Ramalan Tanggal 29 November 2007 .....</b>	<b>52</b>

2.2.2. Model Ekonometri.....	10
2.3. Klasifikasi Prakiraan Beban .....	10
2.4. Faktor-faktor Yang Mempengaruhi Beban .....	11
2.5. Cara-cara Memperkirakan Beban Jangka Pendek.....	11
2.6. Pemodelan Kurva Beban .....	12
2.6.1. Pemodelan Hari Ini.....	12
2.6.2. Pemodelan Mingguan.....	13
2.7. Representasi Beban .....	13
2.8. Keakuratan Prediksi .....	16
2.9. Simulasi Monte Carlo.....	16
2.10. Fuzzy Logic.....	16
2.10.1. Konsep Dasar Logika Fuzzy .....	16
2.10.2. Konfigurasi Dasar Sistem Logika Fuzzy.....	18
2.11. Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic (MCHFL) .....	21

### **BAB III PERMALAN BEBAN MENGGUNAKAN METODE MONTE CARLO HYBRID FUZY LOGIC**

3.1. Permodelan Sistem Peramalan MCHFL .....	22
3.2. Fungsi Peramalan MCHFL .....	23
3.2.1. Pembentukan Distribusi Densitas Historical Beban .....	23
3.2.2. Pembentukan Fungsi Cumulative Distributed Frequency (CDF) Beban .....	23
3.2.3. Set Interval Beban .....	24

3.2.4. Fungsi Invers Cumulative Distributed Frequency (CDF) .....	25
3.2.5. Fungsi Derajat Keanggotaan Temperatur .....	25
3.2.6. Fungsi Derajat Keanggotaan Beban .....	26
3.2.7. Rule Base .....	28
3.2.8. Inference Engine .....	28
3.3. Flow Chart MCHFL .....	29

#### **BAB IV SIMULASI DAN ANALISA RAMALAN BEBAN JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN METODE MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC**

4.1. Simulasi Program Aplikasi.....	33
4.1.1. Fitur Aplikasi.....	33
4.1.2. Penggunaan Program Aplikasi .....	36
4.2.. Analisa Data .....	40
4.2.1. Data Teknis.....	40
4.2.2. Hasil Analisa .....	45

#### **BAB V KESIMPULAN DAN SARAN**

5.1. Kesimpulan.....	59
5.2. Saran.....	60

#### **DAFTAR PUSTAKA**

#### **LAMPIRAN**



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2-1	Prinsip dasar prakiraan dengan metode kecenderungan.....	8
Gambar 2-2	Kurva pertumbuhan beban keseluruhan proses.....	9
Gambar 2-3	Kurva pertumbuhan beban komponen-komponennya.....	9
Gambar 2-4	Kurva regresi .....	10
Gambar 2-5	Representasi beban pada jaringan distribusi .....	14
Gambar 2-6	Segitiga daya .....	16
Gambar 2-7	Logika Pengambilan Keputusan Max-Min .....	21
Gambar 3.1.	Blok Diagram MCHFL.....	22
Gambar 3.2.	Himpunan Fuzzy Variabel Temperatur .....	25
Gambar 3.3.	Himpunan Fuzzy Variabel Beban.....	27
Gambar 4.1.	Screen Shot Form Utama.....	34
Gambar 4.2.	Screen Shot Form Set Parameter .....	35
Gambar 4.3.	Screen Shot Form Data Input Beban .....	36
Gambar 4.4.	Screen Shot Form Data Input Temperatur.....	37
Gambar 4.5.	Screen Shot Form Set Parameter .....	38
Gambar 4.6.	Screen Shot Form Choose Target.....	39
Gambar 4.7.	Screen Shot Grafik Perbandingan Beban Aktual dan Ramalan Beban.....	38
Gambar 4.8.	Screen Shot Detail Proses.....	46
Gambar 4.9.	Screen Shot Proses Tanggal 3 November 2007 .....	47
Gambar 4.10.	Screen Shot Grafik Program Tanggal 3 November 2007.....	48

Gambar 4.11.	Grafik Error Program Tanggal 3 November 2007.....	49
Gambar 4.12.	Hasil Program Tanggal 16 November 2007 .....	50
Gambar 4.13.	Grafik Program Tanggal 16 November 2007 .....	51
Gambar 4.14.	Grafik Error Program Tanggal 16 November 2007.....	52
Gambar 4.15.	Hasil Program Tanggal 29 November 2007 .....	53
Gambar 4.16.	Grafik Program Tanggal 29 November 2007 .....	54
Gambar 4.17.	Grafik Error Program Tanggal 29 November 2007.....	54

## **DAFTAR TABEL**

Tabel 3-1	Tabel Implikasi Antara Temperatur Dengan Beban Tambahan.....	41
Tabel 4.1	Data Beban Aktual Tanggal 1 Sampai 7 November 2007 .....	41
Tabel 4.2	Data Beban Aktual Tanggal 8 Sampai 14 November 2007 .....	41
Tabel 4.3	Data Beban Aktual Tanggal 15 Sampai 21 November 2007 .....	42
Tabel 4.4	Data Beban Aktual Tanggal 22 Sampai 30 November 2007 .....	43
Tabel 4.5	Data Temperatur Bulan November 2007 .....	44
Tabel 4.6	Perbandingan Data Beban Aktual Dan Beban Ramalan Tanggal 3 November 2007 .....	46
Tabel 4.7	Perbandingan Data Beban Aktual Dan Beban Ramalan Tanggal 16 November 2007 .....	49
Tabel 4.8	Perbandingan Data Beban Aktual Dan Beban Ramalan Tanggal 29 November 2007 .....	52



# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1. Latar Belakang**

Pemenuhan kebutuhan akan energi listrik dari waktu ke waktu selalu berubah-ubah, sehingga diperlukan suplai daya yang tepat dan sesuai dengan permintaan beban. Tenaga listrik tidak dapat disimpan, karenanya tenaga ini harus disediakan pada saat dibutuhkan. Akibatnya timbul persoalan dalam menghadapi kebutuhan daya listrik yang tidak tetap dari waktu ke waktu, bagaimana mengoperasikan suatu sistem tenaga listrik yang selalu dapat memenuhi permintaan daya pada setiap saat, dengan kualitas baik dan harga yang murah.

Apabila daya yang dikirim dari bus-bus pembangkit jauh lebih besar daripada permintaan daya pada bus-bus beban maka akan timbul persoalan pemborosan energi pada perusahaan listrik, terutama untuk pembangkit termal. Sedangkan apabila daya yang dibangkitkan dan dikirimkan lebih rendah dan tidak memenuhi kebutuhan beban konsumen maka akan terjadi pemadaman lokal pada bus-bus beban, yang akibatnya merugikan pihak konsumen. Oleh karena itu diperlukan penyesuaian antara pembangkitan dengan permintaan daya.

Karena hal tersebut diatas, maka perlu sekali dilakukan prakiraan beban jangka pendek maupun jangka panjang untuk perencanaan dan pengoperasian dalam suatu sistem tenaga listrik.

Beban memiliki hubungan yang kompleks dengan beberapa faktor seperti kondisi alam, pola-pola penggunaan masa lalu, dari jam hingga hari, dari hari hingga minggu. Metode prakiraan dengan teknik-teknik konvensional seperti

rangkaian waktu, analisis regresi, atau lain-lain telah dicoba. Selain kurangnya keakuratan yang diinginkan sangat banyak metode tradisional yang tidak *portable*, misalnya metode yang dikembangkan untuk satu perusahaan listrik tidak dapat digunakan pada perusahaan listrik lainnya.

Telah banyak metode-metode yang digunakan untuk prakiraan beban jangka pendek dengan tingkat keakuratan yang tinggi dan kesalahan (*error*) yang kecil. Dari beberapa metode tersebut terdapat metode alternatif yang akan digunakan dalam skripsi ini, yaitu metode *MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC*

## **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang diatas, maka perumusan masalah dari tulisan ini adalah bagaimana penerapan metode *MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL)* ini agar dapat melakukan prakiraan beban yang akurat yang memiliki error seminimal mungkin dengan beban sebenarnya.

## **1.3. Tujuan**

Menganalisis penggunaan *MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL)* pada prakiraan beban jangka pendek dengan memperhitungkan pengaruh beban empat hari sebelumnya dengan tingkat kesalahan (*error*) rata-rata yang kecil

#### 1.4. Batasan Masalah:

Dalam pembahasan ini dibatasi dengan beberapa batasan masalah, yaitu :

1. Sistem yang ditinjau adalah sistem pada P.T PLN (Persero) Wilayah N.T.T
2. Perhitungan dilakukan dengan program komputer (*Delphi 6.0*)
3. Metode yang digunakan adalah *MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL)*
4. *Error* ditentukan atas selisih antara hasil prakiraan dengan beban aktual.
5. Sistem yang ditinjau dalam keadaan operasai normal

#### 1.5. Metologi Penelitian

Metode pembahasan yang digunakan dalam skripsi ini adalah sebagai berikut :

1. Studi kepustakaan mengenai hal-hal yang berhubungan dengan pembahasan masalah.
2. Studi lapangan untuk mendapatkan data beban maupun data temperatur dan kelembaban udara dari objek penelitian
3. Analisis data dengan proses pemasukan data yang didapat kemudian diolah dengan *MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL)* dalam bahasa pemrograman *Delphi 6.0*.
4. Pengambilan kesimpulan dari hasil analisis.



## 1.6. Sistematika Pembahasan

Untuk mendapatkan arah yang tepat mengenai hal-hal yang akan dibahas maka skripsi ini di susun sebagai berikut :

### BAB I : PENDAHULUAN

Meliputi Latar Belakang, Rumusan Masalah, Tujuan yang ingin dicapai, Batasan Masalah, Metodologi Penulisan, Sistematika Penulisan dan Kontribusi.

### BAB II : PRAKIRAAN BEBAN LISTRIK

Berisi mengenai peranan prakiraan Beban, Faktor-faktor yang mempengaruhi, Pemodelan Beban, Metode prakiraan Beban Listrik, Representasi Beban, Keakuratan Prediksi,

### BAB III : TEORI DASAR MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC

Berisi tentang penggunaan teori dasar metode *monte carlo hybrid fuzzy logic* untuk meramalkan beban

### BAB IV : ANALISA PRAKIRAAN BEBAN JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN METODE *MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL)*

Berisi Pemilihan Variabel input dan output, Analisa metode dalam memprakirakan beban, dan petunjuk pengoperasian program.

### BAB V : PENUTUP

Meliputi kesimpulan dan saran.

### **1.7. Kontribusi**

Dengan metode *MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL)* ini diharapkan dapat memprakirakan beban listrik jangka pendek dengan hasil yang lebih akurat dan nilai *error* yang cukup kecil, sehingga metode ini dapat dijadikan acuan dan pembanding terhadap metode-metode lainnya yang selama ini digunakan juga untuk prakiraan beban listrik.

## **BAB II**

### **PERKIRAAN BEBAN LISTRIK**

#### **2.1. Pendahuluan**

Selama bertahun – tahun perkiraan telah banyak diperbaiki dan sekarang mencapai tahap yang lebih tepat dan tidak menyimpang. Ini telah dipakai dalam bermacam – macam bidang seperti, perkiraan beban listrik, kecenderungan ekonomi, penyelidikan pasar dan lain-lain. Dalam sistem daya, perkiraan ini sangat dibutuhkan untuk memperkirakan dengan tepat beban listrik dan kebutuhan energi, karena dalam distribusi listrik dibutuhkan biaya. Perkiraan dengan waktu yang nyata untuk jarak waktu yang pendek berubah – ubah dari beberapa menit sampai dengan beberapa jam telah sangat populer dalam penggunaan daya di negara-negara maju. Bila perkiraan energi terlalu kuno, maka akan terjadi bahwa kapasitas daya yang dibangkitkan oleh generator tidak cukup untuk memenuhi kebutuhan daya nyata, sehingga mengakibatkan keterbatasan dukungan catu daya yang akan merugikan kesejahteraan ekonomi negara. Namun bila perkiraan terlalu optimis, maka akan menjurus pada kelebihan kapasitas pembangkitan, yang mengakibatkan sebagian modal investasi tidak akan kembali atau mengalami kerugian.

Di suatu negara berkembang seperti Indonesia, dengan kedua kondisi diatas maka akan sangat tidak baik bagi perkembangan perekonomian, sehingga perkiraan beban harus menjadi salah satu prioritas yang tinggi.

Perkiraan beban di bidang tenaga listrik menghasilkan dua hasil utama, yaitu :

1. Perkiraan kebutuhan energi listrik ( *demand* ), yaitu energi yang dibutuhkan oleh pelanggan.
2. Perkiraan beban tenaga listrik ( *load* ), yaitu power yang perlu disediakan untuk memenuhi kebutuhan energi tersebut.

## **2.2. Metodologi Perkiraan**

Metode perkiraan yang dipakai dalam sistem tenaga listrik, dapat dikelompokkan menjadi dua, yaitu :

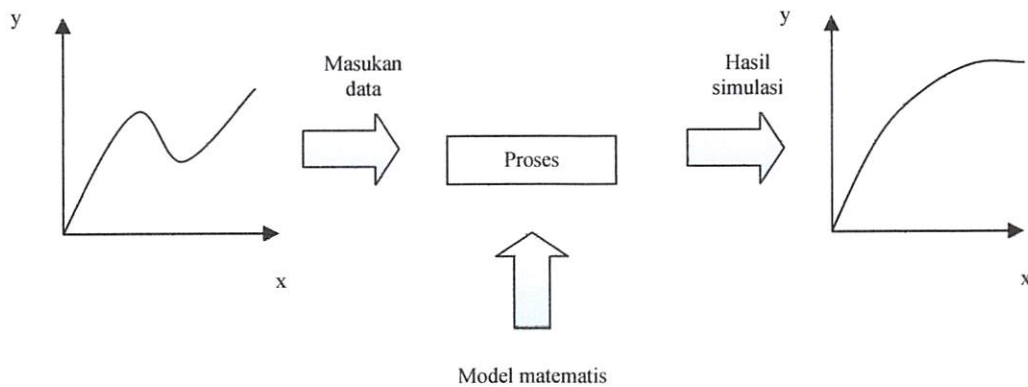
1. Berdasarkan Kecenderungan ( *trend* )
2. Model Ekonometri

### **2.2.1. Metode Kecenderungan**

Perkiraan beban dengan metode kecenderungan atau analisis regresi adalah dengan mempelajari sifat-sifat sebuah proses dimasa lampau dan membuatnya sebagai suatu model matematis untuk masa mendatang, sehingga sifat atau kelakuan untuk masa mendatang dapat diekstrapolasikan.

Secara umum pendekatan dalam analisis kecenderungan ada dua cara, yaitu :

1. Pemasukan fungsi matematik kontinu ke dalam data nyata untuk mendapatkan kesalahan keseluruhan terkecil, yang dikenal sebagai analisa regresi.
2. Pemasukan sebuah deret pada garis-garis kontinu atau kurva-kurva ke dalam data.



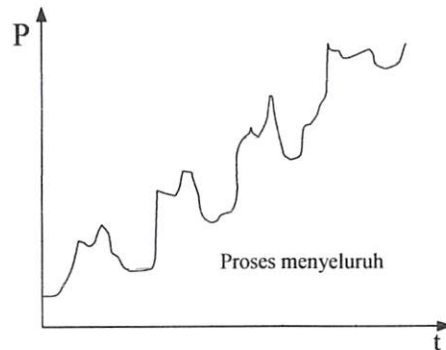
**Gambar 2 – 1. Prinsip dasar perkiraan dengan metode kecenderungan**

Sumber : Ir. Djiteng Marsudi, “ **Operasi Sistem Tenaga Listrik** “, Balai Penerbit dan humas Institut Sains dan Teknologi Nasional, Jakarta, 1990.

Suatu kejadian yang berubah – ubah sebagai fungsi waktu misalnya beban suatu sistem daya dapat dipecah-pecah dalam 4 komponen utama, yaitu :

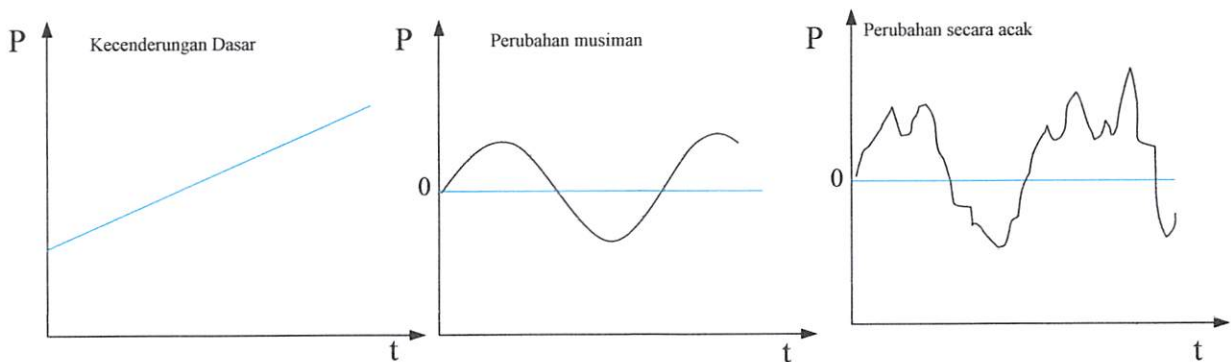
1. Kecenderungan dasar ( *basic trend* ), gerakan yang berjangka panjang lamban dan kecenderungan menuju satu arah menaik atau menurun.
2. Variasi musiman ( *seasonal variation* ), merupakan gerakan yang berulang secara teratur selama kurang lebih setahun (beban bulanan, beban tahunan).
3. Variasi siklis ( *syclic variation* ), berlangsung selama dari setahun dan tidak pernah variasi tersebut memperlihatkan pola tertentu mengenai pola gelombangnya.
4. Perubahan – perubahan acak yang diamati dari perubahan – perubahan harian pada sistem tenaga, biasanya dalam seminggu atau pada waktu tertentu, misalnya hari libur, cuaca tertentu, dan sebagainya.

Pada gambar 2 – 2 diperlihatkan suatu model proses yang bervariasi kontinu yang terdiri dari 3 komponen dasarnya seperti gambar 2 – 3.



**Gambar 2 – 2. Kurva pertumbuhan beban keseluruhan proses**

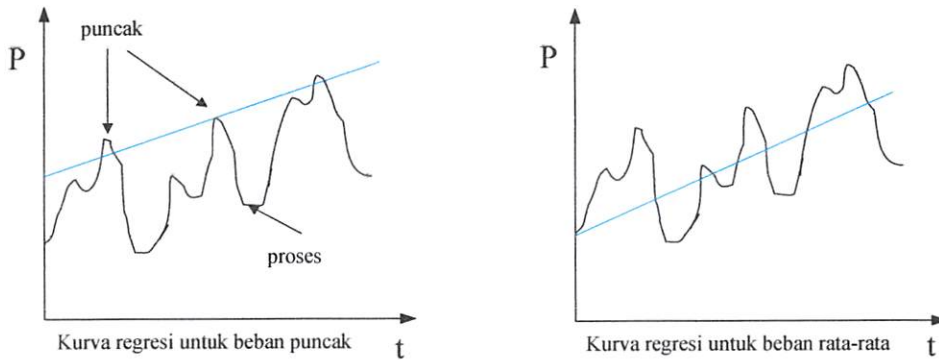
Sumber : Ir. Djiteng Marsudi, “ **Operasi Sistem Tenaga Listrik** “, Balai Penerbit dan humas Institut Sains dan Teknologi Nasional, Jakarta, 1990.



**Gambar 2 – 3. Kurva pertumbuhan beban komponen-komponennya**

Sumber : Ir. Djiteng Marsudi, “ **Operasi Sistem Tenaga Listrik** “, Balai Penerbit dan humas Institut Sains dan Teknologi Nasional, Jakarta, 1990.

Dalam perkiraan, model proses keseluruhan dapat dipakai atau hanya beberapa titik tertentu dari selang prosesnya. Sebagai contoh, misalnya dengan membuat perkiraan dari kurva beban yang komplit atau alternatif lainnya dengan hanya membuat perkiraan sistem beban puncak tahunannya saja, hal ini proses modelnya dilakukan sebagai deret berskala ( *time series* ) seperti terlihat pada gambar 2 – 4.



**Gambar 2 – 4. Kurva Regresi**

Sumber : Ir. Djiteng Marsudi, “**Operasi Sistem Tenaga Listrik**“, Balai Penerbit dan humas Institut Sains dan Teknologi Nasional, Jakarta, 1990.

### 2.2.2. Model Ekonometri

Pada umumnya model ini dikaitkan dengan sifat dari salah satu fungsi-fungsi ekonomi dalam bentuk fungsi – fungsi ekonomi lainnya. Model ekonometri sebenarnya sama dengan model statistik, karena semua variabelnya sudah tertentu dan secara matematis dapat diukur, seperti pada perencanaan seringkali modelnya terdiri dari suatu persamaan, dalam hal ini modelnya disebut model regresi.

### 2.3. Klasifikasi Perkiraan Beban

Menurut jangka waktu, perkiraan beban diklasifikasikan sebagai berikut :

- Perkiraan beban jangka pendek

Yaitu perkiraan beban yang memperkirakan beban beberapa jam ke depan sampai 168 jam kedepan (satu minggu).

- Perkiraan beban jangka menengah

Yaitu perkiraan beban yang memprakirakan beban beberapa bulan sampai satu tahun.

- Perkiraan beban jangka panjang

Yaitu perkiraan beban yang memperkirakan beban diatas satu tahun.

## **2.4. Faktor-faktor yang mempengaruhi Beban**

Pertumbuhan beban jangka panjang mempunyai korelasi yang kuat dengan aspek pengembangan komunitas pengembangan lahan. Faktor ekonomi seperti laju kenaikan pendapatan penduduk perkapita, data demografi, data tata penggunaan lahan serta pengembangannya merupakan data – data input dalam proses perkiraan beban jangka panjang. Sedangkan output prakiraan beban tersebut dapat berupa kerapatan beban yang dapat dinyatakan dalam kW.

Lain halnya perkiraan yang dilakukan dalam waktu jangka pendek, seperti jam – jaman, harian atau mingguan. Faktor – faktor eksternal seperti diatas yang perubahannya dalam jangka waktu yang panjang tidak akan berpengaruh pada pola beban, sebaliknya faktor – faktor yang berubah secara cepat dalam lingkup hari atau jam akan berpengaruh besar. Karena itu pada umumnya kondisi cuaca berpengaruh terhadap pola beban, seperti halnya temperatur, kelembaban, kecepatan angin, kondisi awan, termasuk kondisi abnormal seperti badai. Dari beberapa penelitian dibuktikan bahwa suhu adalah faktor utama yang berpengaruh pada pola beban. Sedangkan pengaruh abnormal seperti badai yang berpengaruh besar terhadap pola beban sangat sulit diakomodasikan karena ketidakpastiannya.

## **2.5. Cara – cara Meperkirakan Beban Jangka Pendek**

Salah satu faktor yang sangat menentukan dalam membuat rencana operasi sistem tenaga listrik adalah perkiraan beban yang akan dialami oleh sistem tenaga listrik yang bersangkutan. Selama ini belum ada rumusan yang baku dalam memperkirakan beban, namun karena pada umumnya kebutuhan tenaga listrik seorang konsumen sifatnya periodik, maka grafik beban sistem tenaga listrik juga



bersifat periodik. Oleh karena itu data beban masa lalu beserta analisisnya sangat diperlukan untuk memperkirakan beban yang akan datang. Grafik beban yang ada secara perlahan – lahan berubah sesuai dengan perubahan – perubahan yang ada, karena disebabkan oleh banyak faktor diantara cuaca. Misalnya : suhu udara, kalau suhu udara tinggi maka pemakaian alat – alat penyejuk udara bertambah dan ini menambah pemakaian energi listrik.. Beberapa metode yang dipakai untuk memperkirakan beban saat ini antara lain, metode koefisien beban dan metode pendekatan linier.

## **2.6. Pemodelan Kurva Beban**

Dalam praktek standart, operator sistem perlu menyesuaikan hasil prakiraan beban agar juga dapat memperhitungkan data beban yang terakhir. Hasil penyesuaian ini dapat berbeda drastis dengan hasil prakiraan beban yang sebenarnya. Dengan menggunakan pemodelan hari ini (*current day modeling*) kita dapat mengakomodasi kejadian ini. Selain itu mungkin juga seorang operator sistem memerlukan perkiraan beban untuk 7 hari kedepan agar dapat dilakukan penjadwalan. Untuk itu perlu disediakan fasilitas perkiraan mingguan.

### **2.6.1. Pemodelan Hari Ini**

Pemodelan untuk hari-hari biasa, yaitu hari Senin sampai Minggu yang bukan hari libur nasional diklasifikasikan berikut :

- |                           |                           |
|---------------------------|---------------------------|
| 1. Pola beban hari Senin  | 5. Pola beban hari Jumat  |
| 2. Pola beban hari Selasa | 6. Pola beban hari Sabtu  |
| 3. Pola beban hari Rabu   | 7. Pola beban hari Minggu |
| 4. Pola beban hari Kamis  |                           |

### **2.6.2. Pemodelan Mingguan**

Model ini menghasilkan beban sampai 168 jam ke depan. Untuk itu model dasar dikerjakan secara berulang-ulang untuk menghasilkan prakiraan beberapa hari. Jika data beban historis tidak ada, hasil prakiraan beban digunakan sebagai input.

### **2.7. Representasi Beban**

Dalam sistem distribusi beban dipresentasikan menjadi dua macam beban :

- **Beban Resistif**

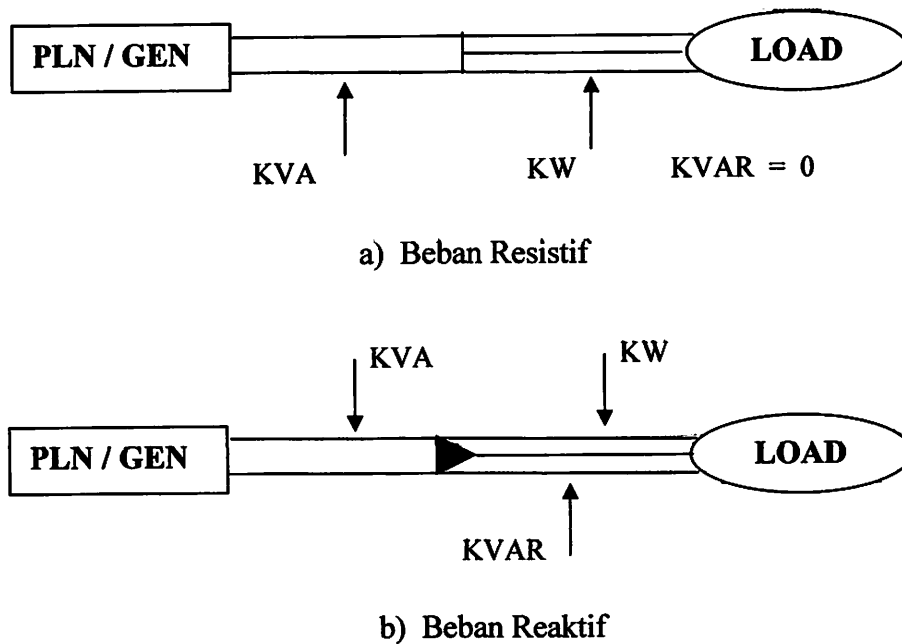
Beban Resistif adalah suatu beban listrik yang terjadi dari tahanan ohm saja, yang mana beban ini hanya mengkonsumsi daya aktif saja.

Contoh : lampu pijar.

- **Beban Reaktif**

Beban Reaktif adalah suatu beban listrik yang selain mengkonsumsi daya aktif, tetapi juga mengkonsumsi daya reaktif.

Contoh : motor listrik



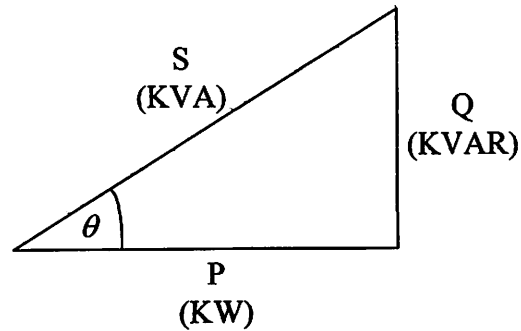
**Gambar 2 – 5. Representasi beban pada jaringan distribusi**

Sumber : Ir. Djiteng Marsudi, “ Operasi Sistem Tenaga Listrik “, Balai Penerbit dan humas Institut Sains dan Teknologi Nasional, Jakarta, 1990.

Dimana :

- ❖ KW adalah daya aktif (efektif) merupakan daya terpakai, yaitu daya yang melakukan usaha atau energi yang sebenarnya.
- ❖ KVAR adalah daya reaktif. Daya ini tidak dibutuhkan dalam instalasi listrik, melainkan timbul karena adanya pembentukan medan magnet pada beban-beban induktif.
- ❖ KVA adalah daya semu yang merupakan penjumlahan secara vektoris antara daya aktif dan daya reaktif.

Pada gambar 2 – 6 berikut ini dapat dilihat hubungan antara daya aktif, daya reaktif dan daya semu serta faktor daya.



**Gambar 2 – 6. Segitiga Daya**

Sumber : Ir. Djiteng Marsudi, “ **Operasi Sistem Tenaga Listrik** “, Balai Penerbit dan humas Institut Sains dan Teknologi Nasional, Jakarta, 1990.

Hubungan antara ketiganya dapat ditunjukkan dengan persamaan matematika sebagai berikut :

$$P = V \times I \times \cos \theta \quad (2.3)$$

$$Q = V \times I \times \sin \theta \quad (2.4)$$

$$S = V \times I \quad (2.5)$$

$$\cos \theta = P / S \quad (2.6)$$

Dari gambar 2 – 6 diatas dapat diketahui, bahwa besarnya daya yang berasal dari sumber listrik tidak seluruhnya sampai ke konsumen, akan tetapi dipengaruhi oleh faktor daya (  $\cos \theta$  ) yang merupakan cosinus sudut antara kW dan kVA.

Dengan membesarnya daya reaktif pada keadaan daya aktif konstan sudut antara arus dan tegangan akan bertambah besar pula, sehingga faktor daya akan mengecil. Memburuknya faktor daya akan mengakibatkan bertambahnya kVA penyaluran untuk daya aktif yang tetap.

## 2.8. Keakuratan Prediksi

Presentasi mutlak kesalahan (*Mean Absolute Percentage Error*) digunakan mempelajari performa *Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic* didefinisikan sebagai berikut :

$$MAPE = \left( \frac{1}{N} \right) \sum_{i=1}^N \frac{|Beban Perkiraan - beban aktual|}{beban aktual} \times 100\%$$

dimana :

N = Jumlah observasi

## 2.9. SIMULASI MONTE CARLO

Metode *Simulasi Monte Carlo* adalah metode yang menggambarkan kemungkinan penggunaan data sample(data historis) untuk memperkirakan distribusi data dalam kurun waktu tertentu. Simulasi ini menggunakan data yang sudah ada. Pada dasarnya *flow* dari penyelesaian pada metode ini menggunakan aturan yang berlaku atau tahapan-tahapan perhitungan statistik. Metode ini adalah suatu metode statistik yang menggunakan suatu basis data historis(*historical data*) untuk meramalkan suatu kuantitas suatu variable ramalan dalam kurun waktu tertentu.

## 2.10. FUZZY LOGIC

### 2.10.1 Konsep Dasar Logika Fuzzy

Dalam bidang matematik, suatu elemen, dapat dikatagorikan sebagai anggota suatu himpunan tertentu atau bukan, berdasarkan karakteristik yang

dimilikinya. Fungsi karakteristik berlogika biner  $[0, 1]$  digunakan untuk dua elemen dengan batasan - batasan yang jelas. Untuk elemen yang tidak memiliki batasan yang jelas, maka sulit untuk mengatagorikannya kedalam anggota suatu himpunan atau bukan.

Pada tahun 1965 Lotfi Zadeh dari *UNIVERSITY of CALIFORNIA* di Bekeley, mengembangkan teori kemungkinan ke dalam sebuah sistem dari logika matematika. Hal ini menarik perhatian para ilmuwan dan teknikal tentang konsep yang berharga itu, yang dapat berkerja dalam bentuk bahasa natural yang tidak pasti. Logika fuzzy merupakan logika yang digunakan untuk menggambarkan dan mengubah bentuk fuzzy, ynag disampaikan dalam variable bahasa atau disebut juga variable fuzzy.

Logika fuzzy berawal dari perkembangan teori himpunan fuzzy yang dikembangkan oleh Lotfi Zadeh (1965). Himpunan fuzzy adalah suatu himpunan dimana fungsi karakteristiknya adalah fungsi keanggotaan yang memberikan derajat keanggotaan pada setiap elemen pada himpunan itu dalam interval 0 sampai dengan 1. Untuk suatu semesta pembicaran  $x$ , fungsi memetakan anggota  $x$  kejangkauan nilai – nilai derajat keanggotaan, yang dinyatakan dalam bentuk:

$$\mu(x) = X \rightarrow [0,1]$$

Derajat keanggotaan disebut juga nilai keanggotaan, dalam logika fuzzy peristiwa atau elemen  $x$  diberikan suatu derajat keanggotaan oleh sebuah fungsi keanggotaan  $\mu$ . Nilai tersebut menggambarkan tingkat keanggotaan setiap elemen  $x$  yang dipunyai himpunan  $F$ , yang dinyatakan dalam bentuk:

$$\mu(x) = \text{deg ree}(x \in F)$$

Derajat keanggotaan dari  $x$  dibatasi dengan hubungan berikut:

$$0 \leq \mu_f(x) \leq 1$$

Fungsi keanggotaan yang digunakan didefinisikan berdasarkan:

- Representasi Linear Naik

Dimana fungsi keanggotaannya didefinisikan sebagai berikut:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ (x-a)/(b-a) & a \leq x \leq b \\ 1 & x \geq b \end{cases}$$

- Representasi Linear Turun

Dimana fungsi keanggotaannya didefinisikan sebagai berikut:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ (b-x)/(b-a) & a \leq x \leq b \\ 1 & x \geq b \end{cases}$$

- Representasi Kurva Segitiga

Dimana fungsi keanggotaannya didefinisikan sebagai berikut:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \text{ atau } x \geq c \\ (x-a)/(b-a) & a \leq x \leq b \\ (b-x)/(c-b) & b \leq x \leq c \end{cases}$$

- Representasi Kurva S

Dimana fungsi keanggotaannya didefinisikan sebagai berikut:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ 2 \left\| (x-a)/(b-a) \right\|^2 & a \leq x \leq b \\ 1 - 2 \left\| (x-a)/(c-a) \right\|^2 & b \leq x \leq c \\ 1 & x \geq c \end{cases}$$

## 2.10.2 Konfigurasi Dasar Sistem Logika Fuzzy

Sebuah konfigurasi dasar dari sistem logika fuzzy terdiri dari empat komponen utama, yaitu: perangkat fuzifikasi, basis pengetahuan, logika pengambilan keputusan, dan perangkat defuzifikasi.

### a. Fuzifikasi

Fuzifikasi berhubungan dengan kekaburan dan ketidaktepatan dalam bahasa alami. Fuzifikasi menstranformasikan sebuah pengukuran kedalam sebuah penaksiran dari subjektif ( himpunan fuzzy ). Jadi secara ringkas fungsi dari fuzifikasi adalah sebagai berikut:

- Melakukan pengukuran variable masukan.
- Melakukan *scale mapping* yang mentransferkan jangkauan dari nilai variable masukan kedalam semesta pembicaraan yang berhubungan.
- Menampilkan fungsi fuzifikasi yang mengkonversikan data masukan kedalam nilai linguistik yang tersedia, yang dapat dipandang sebagai label dari himpunan fuzzy.

### b. Basis Pengetahuan

Basis pengetahuan terdiri dari basis data dan basis kaidah kendali linguistik yang berfungsi sebagai berikut:

- Basis data : mendefinisikan fungsi keanggotaan dari himpunan fuzzy untuk tiap variable system.
- Basis kaidah : memetakan nilai fuzzy masukan kenilai fuzzy keluaran dengan menggunakan aturan pengendalian dari himpunan kaidah kendali linguistic.

Basis aturan terdiri dari basis pengetahuan yang berupa sejumlah aturan fuzzy yang mengungkapkan hubungan control.. Aturan ini biasanya dinyatakan dalam bentuk IF –THEN



### c. Defuzzifikasi

Defuzzifikasi merupakan proses pemetaan himpunan fuzzy menjadi harga keluaran crisp (non fuzzy). Output dalam bentuk crisp ini digunakan untuk aksi kendali. Defuzzifikasi diekspresikan sebagai berikut :

$$Z_o = \text{defuzzifier}(z)$$

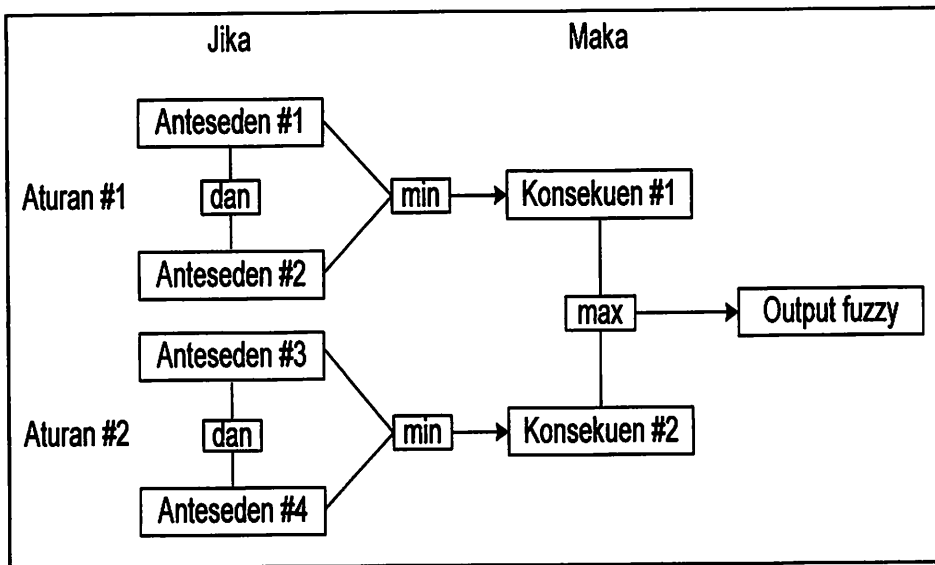
Keterangan

$Z_o$  : aksi kendali crisp  
 $z$  : aksi kendali fuzzy  
 defuzzifier : operator defuzzifikasi

### d. Inference Engine

Logika pengambilan keputusan (*inference Engine*) adalah proses untuk mendapatkan aksi keluaran dari suatu kondisi masukan dengan mengikuti aturan-aturan (rule) yang telah ditetapkan. Keputusan yang dihasilkan dari proses ini masih dalam bentuk fuzzy, yaitu berupa derajat keanggotaan keluaran.

Salah satu metode inference fuzzy yang dapat dipergunakan pada fuzzy logic controller adalah metode MAX-MIN. metode pengambilan fuzzy dengan metode MAX-MIN diperlihatkan pada gambar berikut.



**Gambar 2-7 Logika Pengambilan Keputusan Max-Min**

### 2.11. MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL)

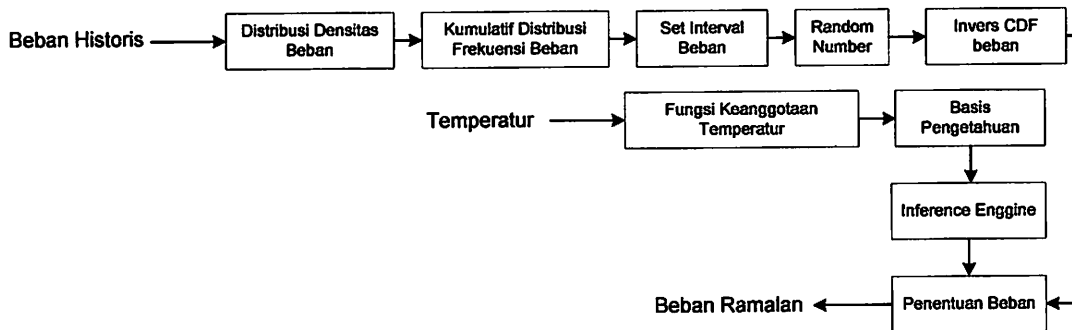
Metode MCHFL ini adalah salah satu bentuk perkawinan metode Fuzzy Logic dengan metode Monte Carlo. Metode fuzzy logic disini berfungsi sebagai peramal temperature yang bersesuaian. Sedangkan metode Monte Carlo pada peramalan ini berfungsi sebagai meramalkan nilai-nilai beban rekaan.

### BAB III

## PERAMALAN BEBAN MENGGUNAKAN METODE MONTE CARLO

### HYBRID FUZZY LOGIC

#### 3.1. Pemodelan Sistem Peramalan MCHFL



**Gambar 3.1 Blok Diagram MCHFL**

Metode *Monte Carlo hybrid Fuzzy Logic* adalah metode hybrid antara metode *MCHFL* dan metode *Fuzzy Logic*. Pada dasarnya *flow* dari penyelesaian pada metode ini menggunakan aturan yang berlaku pada tahapan-tahapan perhitungan metode Monte Carlo. Namun pada metode *Monte Carlo hybrid Fuzzy Logic* digunakan metode fuzzy logic beserta aturan-aturan pada basis data pengetahuan untuk menentukan nilai beban tambahan yang bersesuaian dengan nilai temperaturnya.

Metode MCHFL adalah suatu metode *statistic heuristic* yang menggunakan suatu basis data historis (*historical data*) untuk meramalkan suatu kuantitas suatu variable ramalan dalam kurun waktu tertentu.

### 3.2 Fungsi Peramalan MCHFL

Pada MCHFL terdapat beberapa fungsi-fungsi dan sub rutin yang akan diterapkan pada peramalan ini. Fungsi-fungsi pada peramalan beban dengan MCHFL ini adalah sebagai berikut:

#### 3.2.1 Pembentukan Distribusi Densitas Historical Beban

Inisialisasi historical merupakan tahap awal pembentukan distribusi data historis data beban dalam perumusan masalah, Insialisasi historis yaitu fungsi distribusi densitas atau frekuensi distribusi dari *historical* data yang ada.

Tahap ini dibutuhkan untuk melihat suatu keteraturan atau suatu kebiasaan (*trend*) yang ada dan untuk diperhitungkan tingkat pengaruh data tersebut pada hasil ramalan. Berikut adalah persamaan untuk mengubah bentuk suatu nilai absolute ke dalam fungsi densitasnya.

$$Fdbeban(i) = \frac{ABS(Beban)_i}{\sum_{i=0}^n ABS(Beban)} \quad (3.1)$$

dengan:

Fd : Fungsi densitas beban

ABS(beban) : Nilai absolute beban

i : indeks iterasi

n : Jumlah data pembebanan

#### 3.2.2 Pembentukan Fungsi Cumulative Distributed Frequency (CDF) Beban

Cummulative Distributed Frequency(CDF) beban atau fungsi distribusi frekuensi kumulatif beban adalah tahapan pengubahan bentuk distribusi densitas beban ke dalam suatu fungsi distribusi kumulatif beban dengan cara mencari nilai-

nilai hasil penjumlahan dari fungsi densitas ke- $i$  sampai  $i = 0$  pada setiap data beban historisnya, dengan persamaan sebagai berikut:

$$CDF_{beban}(i) = \sum_{i=x}^0 Fd_{beban}(i) \quad (3.2)$$

dengan :

$Fd_{beban}$  : Fungsi densitas beban

$CDF_{beban}$  : Distribusi kumulatif frekwensi beban

$i$  : indeks iterasi

$x$  : nilai bilangan bulat tertentu

### 3.2.3 Set Interval Beban

*Set Interval beban* atau *label number* adalah tahapan dimana pencarian nilai batasan yang berfungsi sebagai interval dari distribusi densitas beban dengan mengasumsikan nilai absolut distribusi frekwensi beban ke- $i$  sebagai batas atas interval fungsi densitas beban ke- $i$  dan batas atas distribusi-distribusi densitas beban ke- $(i-1)$  dijumlahkan dengan 1 sebagai batas bawah interval fungsi densitas beban ke- $i$ .

Tahapan ini dilakukan sebagai pembatasan pada range-range tertentu untuk mengevaluasi hasil penarikan acak angka yang akan dilakukan pada tahap berikutnya.

$$IntervalMaxBeban(i) = ABS_{beban}(i + 1) \quad (3.3)$$

$$IntervalMinBeban(i) = IntervalMaxBeban(i - 1) + 1 \quad (3.4)$$

dengan :

$IntervalMaxBeban$  : Batas atas interval beban

$IntervalMinBeban$  : Batas bawah interval beban

$i$  : indeks iterasi

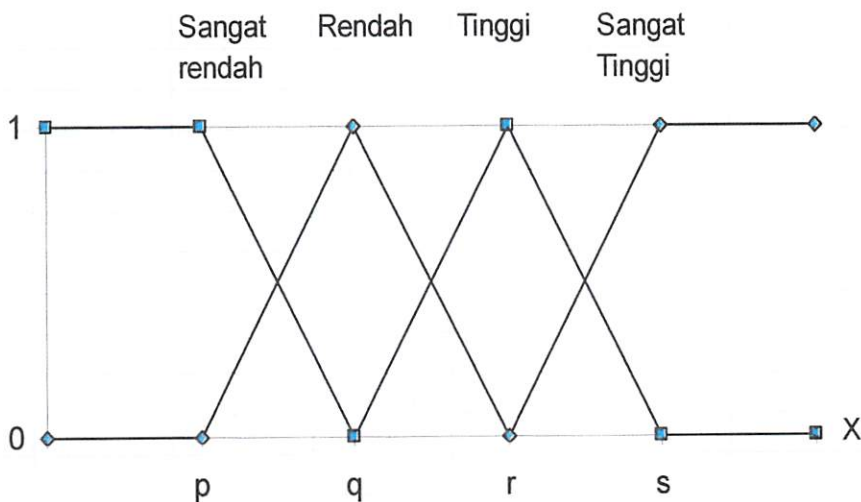
ABSbeban : Nilai absolut beban

### 3.2.4. Fungsi Invers Cumulative Distributed Frequency (CDF)

Tahap ini adalah tahap dimana computer akan menarik atau membangkitkan angka acak yang berurutan dalam hal ini digunakan metode acak angka. Pembangkitan acak angka ini dilakukan selama  $n$  kali, yang berikutnya hasil  $n$  kali acak angka tersebut akan diambil dua angka didepannya yang kemudian dicocokkan pada angka penunjuk batasan atau tag number, dan hasil dari pada evaluasi tersebut adalah kuantitas dari suatu ramalan.

### 3.2.5 Fungsi Derajat Keanggotaan Temperatur

Perhitungan pada tahap ini dilakukan untuk mencari status dan probabilitas dari nilai absolute temperature, Berikut adalah kurva segitiga himpunan pada variable temperature.



**Gambar 3.2 Himpunan Fuzzy Variable Temperatur**

Dimana fungsi keanggotaan untuk tiap – tiap himpunan fuzzy adalah jika temperatur adalah  $X$  ( $^{\circ}\text{C}$ ) maka nilai keanggotaan fuzzy pada tiap – tiap himpunan adalah:

- Himpunan fuzzy SANGAT RENDAH adalah:

$$\mu_{\text{sangatrendah}}(x) = (q - X) / (q - p) \text{ untuk } q \leq X \leq p$$

- Himpunan fuzzy RENDAH adalah:

$$\begin{aligned} \mu_{\text{rendah}}(x) &= (X - p) / (q - p) \text{ untuk } q \leq X \leq p ; \text{ atau} \\ &= (r - x) / (r - q) \text{ untuk } q \leq X \leq r \end{aligned}$$

- Himpunan fuzzy TINGGI adalah:

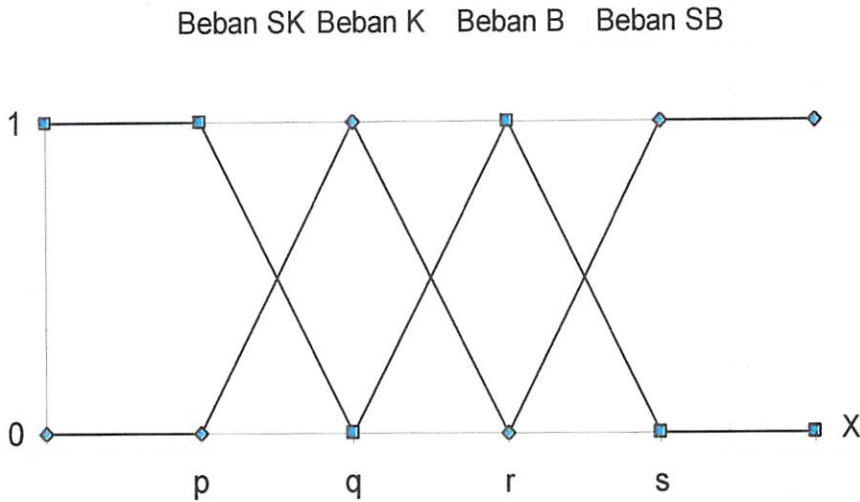
$$\begin{aligned} \mu_{\text{tinggi}}(x) &= (X - q) / (r - q) \text{ untuk } q \leq X \leq r ; \text{ atau} \\ &= (s - X) / (s - r) \text{ untuk } r \leq X \leq s \end{aligned}$$

- Himpunan fuzzy SANGAT TINGGI adalah:

$$\mu_{\text{sangattinggi}}(x) = (X - r) / (s - r) \text{ untuk } r \leq X \leq s.$$

### 3.2.6 Fungsi Derajat Keanggotaan Beban

Perhitungan pada tahap ini dilakukan untuk mencari status dan probabilitas dari nilai absolute beban, Kurva yang digunakan untuk pengklasifikasian beban menggunakan kurva segitiga linear pertumbuhan dan kurva segitiga linear penyusutan. Pemilihan kurva segitiga linear pada pembagian klas beban ini dilakukan agar beban-beban aktual dapat di-*cluster-kan* dalam fungsi yang linear untuk mendapatkan hubungan terhadap temperature. Berikut adalah kurva segitiga himpunan pada variable beban.



**Gambar 3.3 Himpunan Fuzzy Variable Beban**

Dimana fungsi keanggotaan untuk tiap – tiap himpunan fuzzy adalah: Jika beban adalah  $X$  (kW) maka nilai keanggotaan fuzzy pada tiap – tiap himpunan adalah:

- Himpunan fuzzy Beban (SK) SANGAT KECIL adalah:

$$\mu_{sangatrendah}(x) = (q - X) / (q - p) \text{ untuk } q \leq X \leq p$$

- Himpunan fuzzy Beban (K) KECIL adalah:

$$\begin{aligned} \mu_{rendah}(x) &= (X - p) / (q - p) \text{ untuk } q \leq X \leq p ; \text{ atau} \\ &= (r - X) / (r - q) \text{ untuk } q \leq X \leq r \end{aligned}$$

- Himpunan fuzzy Beban (B) BESAR adalah:

$$\begin{aligned} \mu_{tinggi}(x) &= (X - q) / (r - q) \text{ untuk } q \leq X \leq r ; \text{ atau} \\ &= (s - X) / (s - r) \text{ untuk } r \leq X \leq s \end{aligned}$$

- Himpunan fuzzy Beban (SB) SANGAT BESAR adalah:

$$\mu_{sangattinggi}(x) = (X - r) / (s - r) \text{ untuk } r \leq X \leq s.$$



### 3.2.6 Rule Base

Rule base atau basis data pengetahuan dalam peramalan ini berisikan data yang menjelaskan korelasi antara input fuzzy (temperature) dengan output fuzzy berupa intensitas beban tambahan yang bersesuaian dengan temperature input.

**Tabel 3.1**  
**Tabel implikasi antara temperature dengan beban tambahan**

<b>Anticendent (Temperatur)</b>	<b>Konsekuen (Beban)</b>
SR	SK
R	K
T	B
ST	SB

Keterangan:

SR : Sangat Rendah

R : Rendah

T : Tinggi

ST : Sangat Tinggi

SK : Sangat Kecil

K : Kecil

B : Besar

SB : Sangat Besar

### 3.2.7 Inference Engine

Inference engine yang digunakan adalah Sugeno ordo ke-0 dengan pencarian bobot rata-rata dari dua nilai probabilitas beban tambahan untuk mendapatkan titik seimbang pada domain nilai absolute beban tambahan. Berikut adalah persamaan yang digunakan pada pencarian bobot rata-rata probabilitas beban beban.

$$Bobotrata = \frac{\mu_{[x1]} \cdot \beta + \mu_{[x2]} \cdot \beta}{\mu_{[x1]} + \mu_{[x2]}} \quad (3.5)$$

### 3.3 Flowchart dan Algoritma MCHFL

Penyelesaian ini menggambarkan kemungkinan penggunaan data sample (data historis) untuk memperkirakan distribusi data ramalan beban dalam kurun waktu tertentu. Simulasi ini menggunakan data yang sudah ada. Dengan kata lain metode ini adalah model simulasi yang mengikut sertakan random dengan dengan distribusi probabilitas yang dapat diketahui dan ditentukan. Dari model diatas menghasilkan suatu probabilitas trend  $d(j,k)$  untuk setiap parameter ramalan.

Pada kasus ini peramalan yang dilakukan adalah peramalan jangka pendek dalam rentang waktu satu jam ke depan. Variable-variable yang memiliki potensi pengaruh pada peramalan dalam pemodelan sistem ini adalah:

1. Data historis beban dalam kurun waktu tertentu
2. Data temperature.

Beban dalam hal ini akan direpresentasikan dalam bentuk matrik ordo  $i \times j$ , sebagai berikut:

$$P = \begin{bmatrix} P_{1,1}(t) & P_{1,2}(t) & P_{1,3}(t) \\ P_{2,1}(t) & P_{2,2}(t) & P_{2,3}(t) \\ P_{3,1}(t) & P_{3,2}(t) & P_{3,3}(t) \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

$$\begin{aligned} p(x_T | \hat{x}^k) &| x^1, x^2, \dots, x_{T-1} \\ &= g(x_T | \hat{x}^k) \\ &= g(x_T | f(x_{T-1}, \dots, x_1, u_1, \dots, u_{T-1})) \end{aligned} \quad (3.7)$$

Keterangan:

- P : Beban  
i,j : Indeks beban  
x : Probabilitas

Berikut ini adalah persamaan umum dari metode ini:

$$e^k = x_t - x^k \quad (3.8)$$

Keterangan :

$e$  : Variable probabilitas error

$x_t$  : Probabilitas aktual

$x^k$  : Probabilitas random

Dengan pencarian  $z$  pada domain  $P$  sebagai berikut:

$$p^k = \Pr(Z_t = k \mid x_1, \dots, x_2) \quad (3.9)$$

Keterangan :

$Z$  : Variable random

$x$  : Probabilitas beban

$\Pr$  : Fungsi pencarian domain  $P$

$P$  : Beban

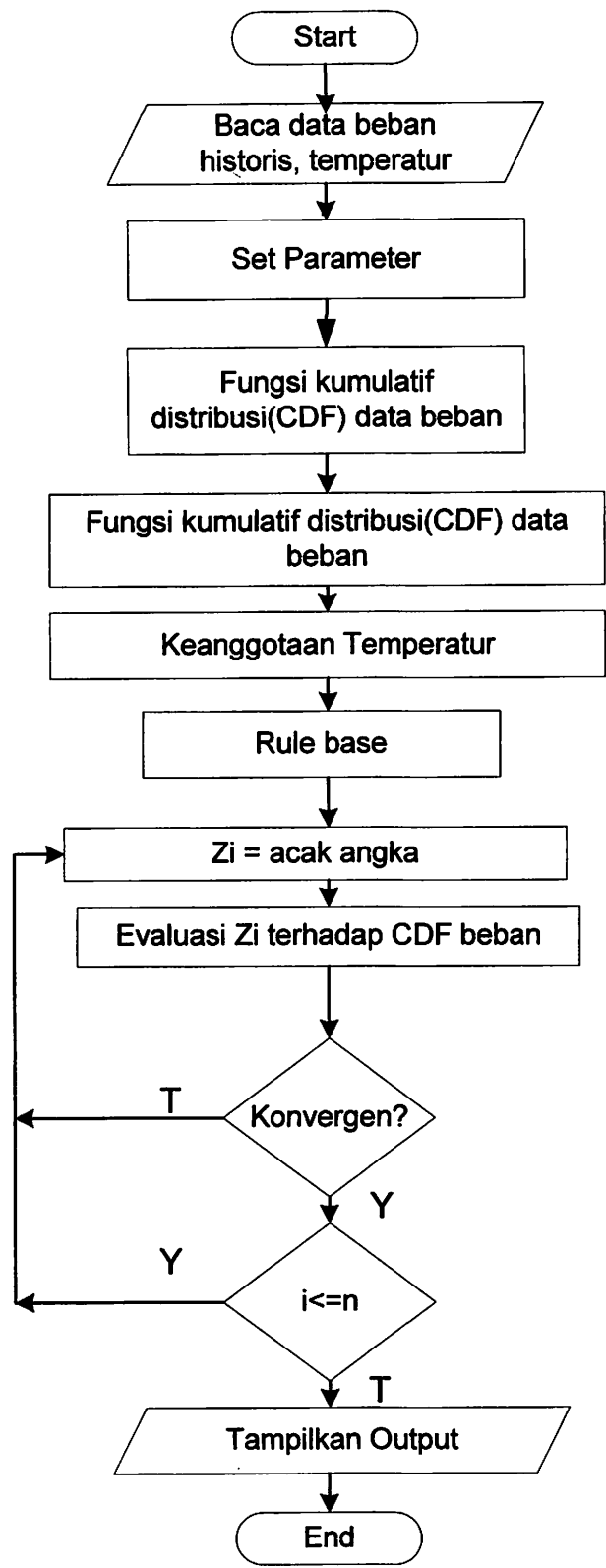
$k$  : Tag number densitas beban

Berdasarkan pemodelan yang telah direncanakan, sistem peramalan beban listrik dengan menggunakan metode Monte Carlo hybrid Fuzzy Logic memiliki rentetan penyelesaian yang cukup kompleks. Algoritma peramalan dengan metode ini adalah sebagai berikut :

1. Baca data berupa data temperature, data beban histories
2. Set parameter ramalan.
3. Pembentukan Fungsi kumulatif distribusi data pembebanan
4. Pembentukan Fungsi densitas distribusi data pembebanan

5. Pencarian angka penunjuk batasan untuk CDF beban.
6. Hitung keanggotaan temperature
7. Pencarian klas beban berdasarkan klas temperatur pada Rule base
8. Acak angka  $Z_i$
9. Evaluasi  $Z_i$  terhadap matrik CDF beban yang bersesuaian dengan tag number beban.
10. Jika  $\text{error} \leq \text{toleransi}$ 
  - a. Ya, Lakukan langkah selanjutnya
  - b. Tidak, Kembali ke langkah-8
11. Jika  $i = n$ :
  - a. Ya, kembali ke langkah-8
  - b. Tidak lakukan langkah selanjutnya
12. Tampilkan output
13. Selesai.

Penjelasan dalam bentuk representasi diagram dari algoritma diatas adalah:



Gambar 3. 2 FlowChart MCHFL

## **BAB IV**

# **SIMULASI DAN ANALISA PERAMALAN BEBAN JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN METODE MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC**

### **4.1. Simulasi program aplikasi**

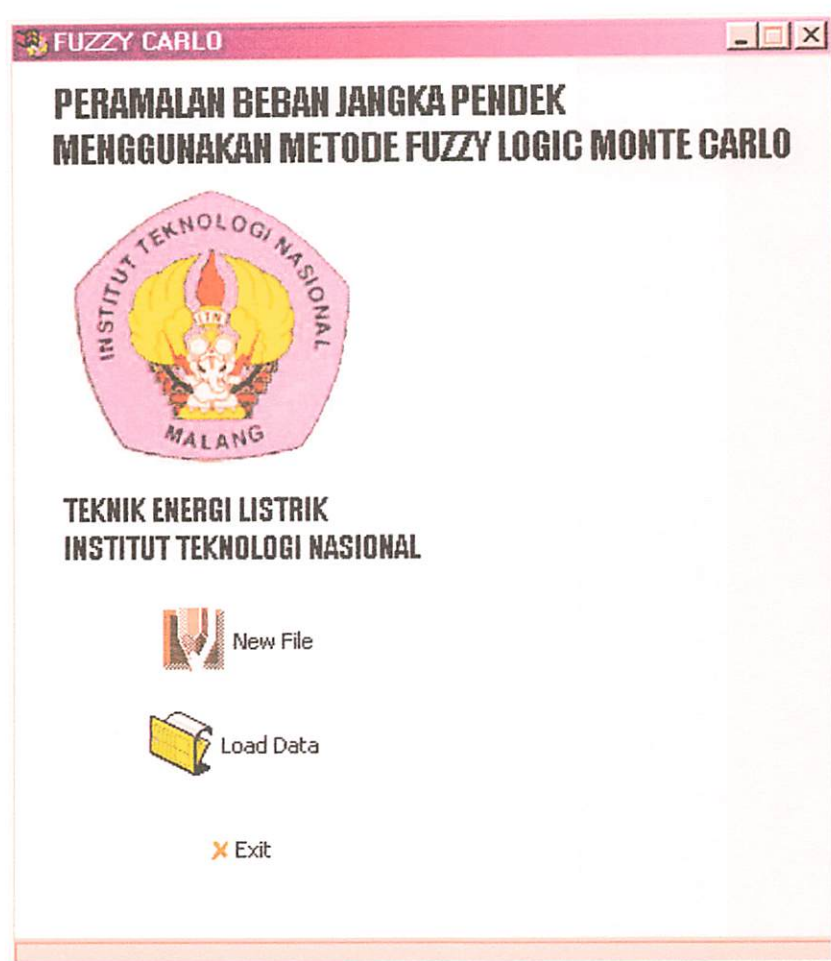
Untuk pencarian solusi pada masalah perkiraan beban pada tulisan ini menggunakan perangkat bantu komputer. Implementasi dari perancangan algoritma *Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic (MCHFL)* ini menggunakan perangkat lunak berupa compiler Borland Delphi 7.0. Pada aplikasi ini terdapat beberapa form yang digunakan yang dikemas dalam satu-kesatuan project.

#### **4.1.1 Fitur Aplikasi**

Pada program aplikasi ini terdapat beberapa fitur berupa fungsi-fungsi yang merupakan fasilitas user interface pada program ini. Berikut adalah rincian dari fitur-fitur aplikasi ini:

- ✓ *New File*, Fitur ini adalah fasilitas program untuk user agar dapat menginputkan file input baru yang akan dibentuk.
- ✓ *Load Data*, Fitur ini adalah fasilitas program untuk user agar dapat menginputkan file yang telah disimpan sebelumnya.

Berikut adalah tampilan dari fitur ini.



**Gambar 4.1. Screen Shot Form Utama**

- ✓ *Set Parameter*, Fitur ini adalah fitur yang mamfasilitasi user untuk menyetting nilai “Maximum random iterasi”, dan nilai “Range value”. Berikut adalah screenshot dari fitur ini.

REKORD KEMERIAHAN  
KEMERIAHAN KEMERIAHAN

REKORD KEMERIAHAN  
KEMERIAHAN KEMERIAHAN

REKORD KEMERIAHAN  
KEMERIAHAN KEMERIAHAN

✓ Set Parameter: Film ini adalah film yang memisahkan dari anak  
menyeling nilai "Maximum random loss", dan nilai "Range value".

Rekor adalah screenshot dari film ini.



The screenshot shows the 'Fuzzy Carlo' application window with the title bar 'Fuzzy Carlo - E:\Data Delphi\Ramal beban\FuzzyCarlo\data beban nov.bst'. The 'Set Parameter' tab is active, showing several configuration sections:

- Parameter ramalan:** Includes a 'Tanggal' (Date) dropdown menu and a 'Predict With MCHFL' button.
- Monte Carlo Parameter:** Includes 'Maximum random iterasi' and 'Range Value' input fields, both currently set to '0', and a 'Use Standard' button.
- Fuzzy logic Parameter:** Includes 'Temperatur Maximum', 'Temperatur Minimum', 'Beban Maximum', and 'Beban Minimum' input fields, all currently set to '0', and a 'Use Data' button.
- Rule Base:** A text area containing four rules:
 

```
IF TEMPERATUR = SR THEN BEBAN = SK
IF TEMPERATUR = R THEN BEBAN = K
IF TEMPERATUR = T THEN BEBAN = B
IF TEMPERATUR = ST THEN BEBAN = SB
```

At the bottom right, there is a 'Save' button with a checked checkbox.

**Gambar 4.2. Screen Shot Form Set Parameter**

- ✓ Tombol *Use Standard*, Tombol ini berfungsi sebagai penampil nilai standard dari parameter yang akan digunakan.
- ✓ Tombol *Predict With MCHFL*, Tombol ini berfungsi sebagai fungsi pengekseskusi rutin-rutin dari metode *Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic(MCHFL)*.
- ✓ *Rule Base* adalah basis data pengetahuan hubungan antara temperature dan beban.



#### 4.1.2. Penggunaan Program Aplikasi

Penggunaan program aplikasi ini cukup mudah, karena hanya melalui beberapa tahap. Berikut adalah tahapan-tahapan dari penggunaan program aplikasi ini:

- ✓ Pilih atau tekan tombol *Load Data* pada form utama.
- ✓ Setelah data yang akan dimuat telah diinisialisasikan maka form data input akan ditampilkan, seperti terlihat pada gambar dibawah.

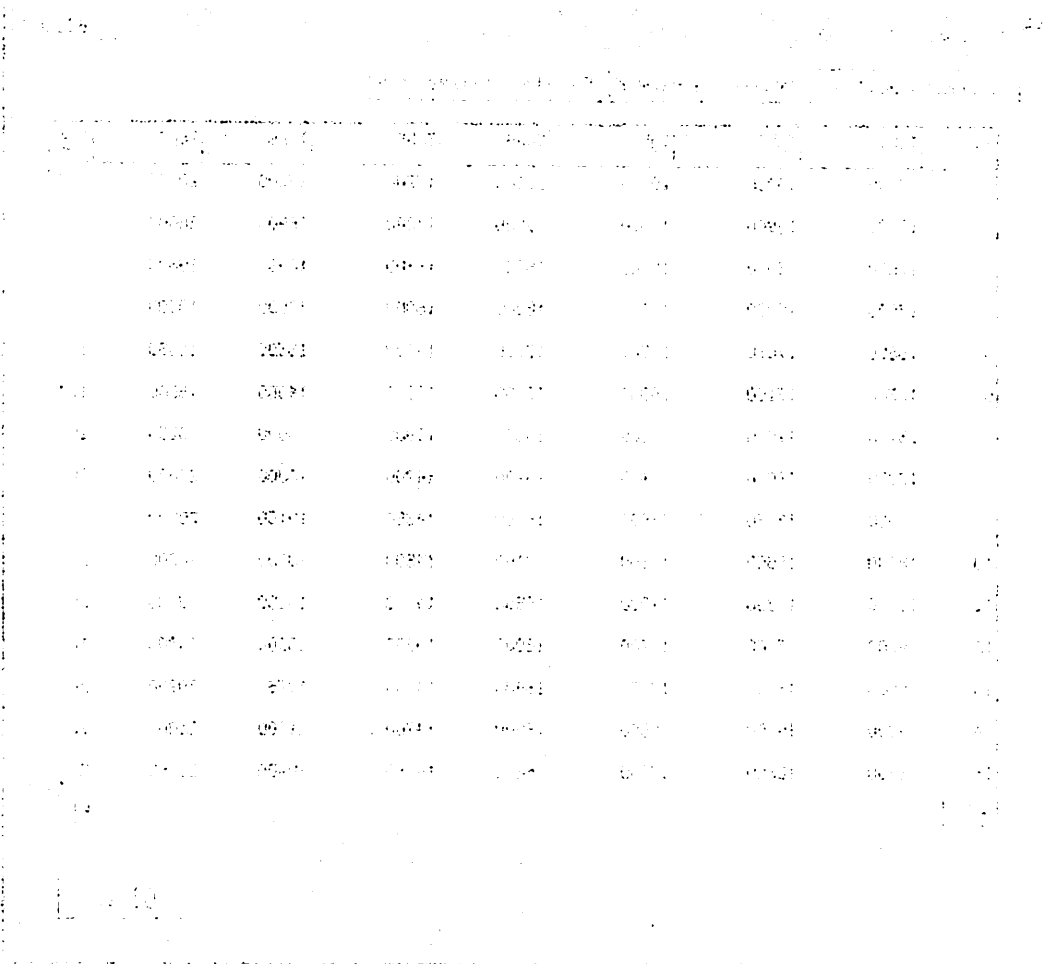
Jam	Tgl-1	Tgl-2	Tgl-3	Tgl-4	Tgl-5	Tgl-6	Tgl-7	Tgl-8
1	17500	18900	19250	19100	17700	17200	20250	20000
2	17500	18900	18800	19000	17200	16900	20000	20000
3	17500	18950	18900	18900	16600	16950	19800	20000
4	17500	19000	19000	18800	16000	17000	19600	20000
5	15600	17050	17500	17900	14800	15500	18050	20000
6	13700	15100	16000	17000	13600	14000	16500	20000
7	15750	17050	17200	16850	13900	16000	18250	20000
8	17800	19000	18400	16700	14200	18000	20000	20000
9	18300	18750	18600	16900	14350	19150	20000	20000
10	18800	18500	18800	17100	14500	20300	20000	20000
11	16500	17800	17000	16550	14200	19250	20000	20000
12	14200	17100	15200	16000	13900	18200	20800	20000
13	16600	18200	17350	16400	14300	19750	20900	20000
14	19000	19300	19500	16800	14700	21300	21000	20000
15	18400	18800	19300	16650	14350	20400	20250	20000

**Gambar 4.3. Screen Shot Form Data Input Beban**

4.1.2. Penggunaan Program Aplikasi

Penggunaan program aplikasi ini cukup mudah, karena hanya melalui beberapa tahap. Berikut adalah tahapan-tahapan dari penggunaan program aplikasi ini:

- ✓ Pilih akan akan tombol Easy Data pada form utama.
- ✓ Setelah data yang akan diinput telah diinisialisasikan maka form data input akan ditampilkan, seperti terlihat pada gambar dibawah.



Gambar 4.3. Screen Shot Form Data Input Berisi

Fuzzy Carlo - E:\Data Delphi\Ramal bebanFuzzyCarlo\data beban nov.bst

Data input beban (kW) | Data input Temperatur | Fuzzy Logic + Monte Carlo

Tgl	Temp.Rata	Temp.Max	Temp.Min
1	26.1	29	23.8
2	27.7	29.8	22.6
3	26.5	29.8	23.5
4	26.5	29.4	24.2
5	26.5	30.2	23.2
6	27.4	30.2	23
7	27	30.4	22.2
8	27.2	30.8	22.6
9	26.6	30.2	26
10	26.7	30.6	22.8
11	27.2	31	22.8
12	27.4	32.8	24.2
13	27.8	31	23
14	27.4	33.2	24.2
15	27.7	31.6	24.4
16	27.5	30.8	24.6

☒ Save

**Gambar 4.4. Screen Shot Form Data Input Temperatur**

- ✓ Setelah itu tahapan selanjutnya adalah *Set parameter* algoritma yang dapat dilakukan pada tombol *Uses Standard* pada Tab Sheet *Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic(MCHFLL)*. Berikut penjelasan gambarnya:

Tabel 4.4. Hasil Uji Coba Model			
No	Input	Output	Target
1	0.0	0.0	0.0
2	0.1	0.1	0.1
3	0.2	0.2	0.2
4	0.3	0.3	0.3
5	0.4	0.4	0.4
6	0.5	0.5	0.5
7	0.6	0.6	0.6
8	0.7	0.7	0.7
9	0.8	0.8	0.8
10	0.9	0.9	0.9
11	1.0	1.0	1.0
12	0.0	0.0	0.0
13	0.1	0.1	0.1
14	0.2	0.2	0.2
15	0.3	0.3	0.3
16	0.4	0.4	0.4
17	0.5	0.5	0.5
18	0.6	0.6	0.6
19	0.7	0.7	0.7
20	0.8	0.8	0.8
21	0.9	0.9	0.9
22	1.0	1.0	1.0

Gambar 4.4. Hasil Uji Coba Model

Setelah itu langkah selanjutnya adalah uji parameter algoritma yang dapat dilakukan pada lembar Excel. Berikut penjelasan gambar:



Fuzzy Carlo - E:\Data Delphi\Ramal beban\FuzzyCarlo\data-beban-nov.bst

Data input beban (kW) | Data input Temperatur | Fuzzy Logic + Monte Carlo

Set Parameter | Output Ramalan | Grafik Perbandingan | Grafik Error

Parameter ramalan

Tanggal  
3

Predict With MCHFL

Monte Carlo Parameter

Maximum random iterasi  
100000

Range Value  
0.001

Use Standard

Fuzzy logic Parameter

Temperatur Maximum  
29

Temperatur Minimum  
23.8

Beban Maximum  
21200

Beban Minimum  
13700

Use Data

Rule Base

IF TEMPERATUR = SR THEN BEBAN = SK  
IF TEMPERATUR = R THEN BEBAN = K  
IF TEMPERATUR = T THEN BEBAN = B  
IF TEMPERATUR = ST THEN BEBAN = SB

Save

**Gambar 4.5. Screen Shot Form Set Parameter**

- ✓ Pilih target pada combobox berlabel *Tanggal* untuk memilih data yang akan dianalisa dan tekan tombol *Execute*.





Fuzzy Carlo - E:\Data Delphi\Ramal bebanFuzzyCarlo\data beban nov.bst

Data input beban (kW) | Data input Temperatur | Fuzzy Logic + Monte Carlo

Set Parameter | Output Ramalan | Grafik Perbandingan | Grafik Error

Parameter ramalan

Tanggal

3

1

2

3

4

5

6

7

8

100000

Range Value

0.001

Use Standard

Fuzzy logic Parameter

Temperatur Maximum

29

Temperatur Minimum

23.8

Beban Maximum

21200

Beban Minimum

13700

Use Data

Rule Base

IF TEMPERATUR = SR THEN BEBAN = SK  
 IF TEMPERATUR = R THEN BEBAN = K  
 IF TEMPERATUR = T THEN BEBAN = B  
 IF TEMPERATUR = ST THEN BEBAN = SB

Save

**Gambar 4.6. Screen Shot Fitur Choose Target**

- ✓ Data ramalan akan disajikan dalam bentuk tabel dan grafik pada Tab Sheet *Result* dan Grafik *Perbandingan* dan Grafik *Error*

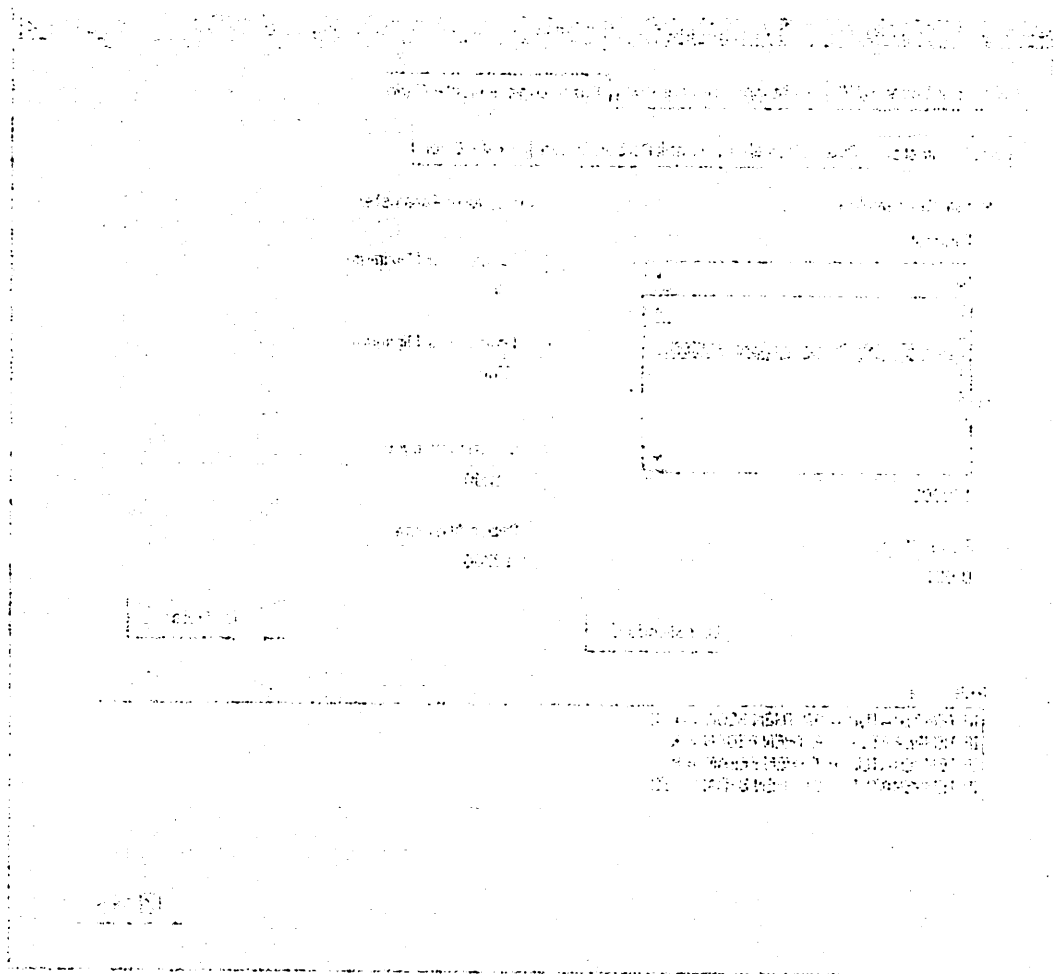
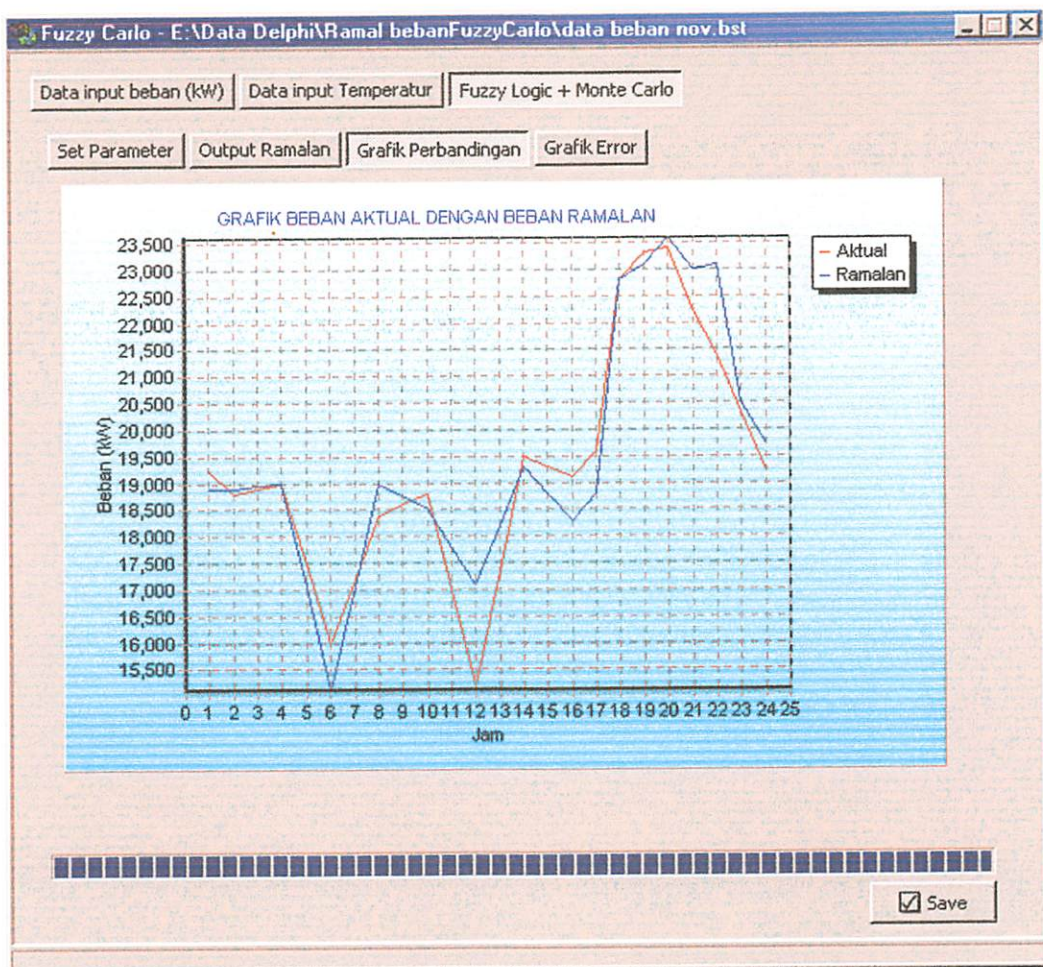


Figure 4.1: Sales and Profit Data

- ✓ Data remains when displayed in both table and graph tabs
- Sheet Review and Graph Comparison and Graph Editor



**Gambar 4.7. Screen Shot Grafik Perbandingan Beban Aktual dan Beban Ramalan**

## 4.2. Analisa data

### 4.2.1 Data teknis

Data yang digunakan pada tahap analisa ini adalah data beban actual, serta data temperature pada bulan November 2007 berikut adalah tabel datanya.



**Tabel 4.1**

**Data Beban Aktual Tanggal 1 sampai 7 November 2007**

Jam	1 kW	2 kW	3 kW	4 kW	5 kW	6 kW	7 kW
1:00	17500	18900	19250	19100	17700	17200	20250
2:00	17500	18900	18800	19000	17200	16900	20000
3:00	17500	18950	18900	18900	16600	16950	19800
4:00	17500	19000	19000	18800	16000	17000	19600
5:00	15600	17050	17500	17900	14800	15500	18050
6:00	13700	15100	16000	17000	13600	14000	16500
7:00	15750	17050	17200	16850	13900	16000	18250
8:00	17800	19000	18400	16700	14200	18000	20000
9:00	18300	18750	18600	16900	14350	19150	20000
10:00	18800	18500	18800	17100	14500	20300	20000
11:00	16500	17800	17000	16550	14200	19250	20000
12:00	14200	17100	15200	16000	13900	18200	20800
13:00	16600	18200	17350	16400	14300	19750	20900
14:00	19000	19300	19500	16800	14700	21300	21000
15:00	18400	18800	19300	16650	14350	20400	20250
16:00	17800	18300	19100	16500	14000	19500	19500
17:00	18200	18800	19600	18000	15400	20000	20000
18:00	20400	22800	22800	21900	20000	22500	24000
19:00	21200	23100	23300	23200	20000	23800	23800
20:00	21200	23600	23400	23200	20000	23800	24000
21:00	20700	23000	22200	22000	20000	22000	23000
22:00	20000	23100	21400	20500	19000	22000	22200
23:00	19450	20500	20300	19350	18250	21250	22000
0:00	18900	19700	19200	18200	17500	20500	21800

**Tabel 4.2**

**Data Beban Aktual Tanggal 8 sampai 14 November 2007**

Jam	8 kW	9 kW	10 kW	11 kW	12 kW	13 kW	14 kW
1:00	21550	22300	21100	21500	20200	17700	20750
2:00	21300	22300	20200	21000	19200	17600	20500
3:00	21300	21650	20550	21250	18600	17700	20650
4:00	21300	21000	20900	21500	18000	17800	20800

Table 4.1

Data Point Actual Load 1 sample 7 November 2007

Time	1	2	3	4	5	6	7
1:00	17500	17200	16300	16100	17500	17500	30500
2:00	17800	16900	16000	16000	17300	16900	30000
3:00	17300	16900	16900	16900	16900	16900	16900
4:00	17500	16000	16000	16000	17000	16900	16900
5:00	16800	17000	17200	17200	16800	16800	16900
6:00	16700	16100	16000	17000	16000	16000	16900
7:00	16750	16000	17200	16900	16000	16000	16900
8:00	17800	16000	16100	16700	16300	16300	30000
9:00	16900	16750	16900	16900	16900	16900	30000
10:00	16800	16900	16200	17100	16100	16100	30000
11:00	16900	17000	17000	16900	16900	16900	30000
12:00	16500	17100	16900	16000	16000	16000	30000
13:00	16600	16900	17300	16900	16900	16900	30000
14:00	16000	16300	16200	16900	16900	16900	30000
15:00	16400	16400	16400	16900	16900	16900	30000
16:00	16400	16400	16400	16900	16900	16900	30000
17:00	16900	16900	16900	16900	16900	16900	30000
18:00	16900	16900	16900	16900	16900	16900	30000
19:00	16900	16900	16900	16900	16900	16900	30000
20:00	16900	16900	16900	16900	16900	16900	30000
21:00	16900	16900	16900	16900	16900	16900	30000
22:00	16900	16900	16900	16900	16900	16900	30000
23:00	16900	16900	16900	16900	16900	16900	30000
24:00	16900	16900	16900	16900	16900	16900	30000

Table 4.2

Data Point Actual Load 2 sample 14 November 2007

Time	1	2	3	4	5	6	7
1:00	31800	33300	34100	31500	31500	31500	50700
2:00	31500	32500	30500	31000	31000	31000	50800
3:00	31500	31800	30800	31500	31500	31500	50900
4:00	31000	31000	30800	31800	31800	31800	50800



5:00	19550	18750	19500	19500	15850	16600	18900
6:00	17800	16500	18100	17500	13700	15400	17000
7:00	19300	17800	19450	17850	14250	17450	19100
8:00	20800	19100	20800	18200	14800	19500	21200
9:00	21250	19300	22000	18500	14900	20650	21850
10:00	21700	19500	23200	18800	15000	21800	22500
11:00	20100	18450	19600	18600	14750	20400	21100
12:00	18500	18800	16000	18400	14500	19000	19700
13:00	20650	20550	19750	18100	15050	21000	21700
14:00	22800	22300	23500	17800	15600	23000	23700
15:00	21350	21600	22000	17400	15300	22400	22950
16:00	19900	20900	20500	17000	15000	21800	22200
17:00	20700	19000	20000	18800	16200	19600	22300
18:00	23800	22800	23600	23000	21200	23200	24800
19:00	24000	24700	23900	23600	22200	24900	26600
20:00	24500	24000	24700	23300	21800	25100	26800
21:00	23600	23900	24000	22000	20800	23800	26100
22:00	22800	22000	23000	21500	19000	23800	24400
23:00	22550	22000	22500	21350	18400	22400	23200
0:00	22300	22000	22000	21200	17800	21000	22000

Tabel 4.3

Data Beban Aktual Tanggal 15 sampai 21 November 2007

Jam	15 kW	16 kW	17 kW	18 kW	19 kW	20 kW	21 kW
1:00	21800	22000	22550	22600	19500	19050	22500
2:00	21600	21800	22000	21700	18200	19100	22000
3:00	21800	21900	22000	22000	18200	18950	22000
4:00	22000	22000	22000	22300	18200	18800	22000
5:00	20150	20750	20750	20900	16600	17700	20550
6:00	18300	19500	19500	19500	15000	16600	19100
7:00	20550	20400	20450	19750	15250	19700	20950
8:00	22800	21300	21400	20000	15500	22800	22800
9:00	23200	22150	22400	20250	15750	23400	22900
10:00	23600	23000	23400	20500	16000	24000	23000
11:00	21500	22000	20600	19200	15800	23250	21500
12:00	19400	21000	17800	17900	15600	22500	20000
13:00	21300	22850	20250	18750	15900	23900	22000
14:00	23200	24700	22700	19600	16200	25300	24000
15:00	21500	23850	22550	19300	16100	24150	23500

12:00	51200	51400	51600	18300	18100	51720	51800
11:00	51300	51500	51700	18400	18200	51800	51900
10:00	51400	51600	51800	18500	18300	51900	52000
9:00	51500	51700	51900	18600	18400	52000	52100
8:00	51600	51800	52000	18700	18500	52100	52200
7:00	51700	51900	52100	18800	18600	52200	52300
6:00	51800	52000	52200	18900	18700	52300	52400
5:00	51900	52100	52300	19000	18800	52400	52500
4:00	52000	52200	52400	19100	18900	52500	52600
3:00	52100	52300	52500	19200	19000	52600	52700
2:00	52200	52400	52600	19300	19100	52700	52800
1:00	52300	52500	52700	19400	19200	52800	52900
0:00	52400	52600	52800	19500	19300	52900	53000
23:00	52500	52700	52900	19600	19400	53000	53100
22:00	52600	52800	53000	19700	19500	53100	53200
21:00	52700	52900	53100	19800	19600	53200	53300
20:00	52800	53000	53200	19900	19700	53300	53400
19:00	52900	53100	53300	20000	19800	53400	53500
18:00	53000	53200	53400	20100	19900	53500	53600
17:00	53100	53300	53500	20200	20000	53600	53700
16:00	53200	53400	53600	20300	20100	53700	53800
15:00	53300	53500	53700	20400	20200	53800	53900
14:00	53400	53600	53800	20500	20300	53900	54000
13:00	53500	53700	53900	20600	20400	54000	54100
12:00	53600	53800	54000	20700	20500	54100	54200
11:00	53700	53900	54100	20800	20600	54200	54300
10:00	53800	54000	54200	20900	20700	54300	54400
9:00	53900	54100	54300	21000	20800	54400	54500
8:00	54000	54200	54400	21100	20900	54500	54600
7:00	54100	54300	54500	21200	21000	54600	54700
6:00	54200	54400	54600	21300	21100	54700	54800
5:00	54300	54500	54700	21400	21200	54800	54900
4:00	54400	54600	54800	21500	21300	54900	55000
3:00	54500	54700	54900	21600	21400	55000	55100
2:00	54600	54800	55000	21700	21500	55100	55200
1:00	54700	54900	55100	21800	21600	55200	55300
0:00	54800	55000	55200	21900	21700	55300	55400
23:00	54900	55100	55300	22000	21800	55400	55500
22:00	55000	55200	55400	22100	21900	55500	55600
21:00	55100	55300	55500	22200	22000	55600	55700
20:00	55200	55400	55600	22300	22100	55700	55800
19:00	55300	55500	55700	22400	22200	55800	55900
18:00	55400	55600	55800	22500	22300	55900	56000
17:00	55500	55700	55900	22600	22400	56000	56100
16:00	55600	55800	56000	22700	22500	56100	56200
15:00	55700	55900	56100	22800	22600	56200	56300
14:00	55800	56000	56200	22900	22700	56300	56400
13:00	55900	56100	56300	23000	22800	56400	56500
12:00	56000	56200	56400	23100	22900	56500	56600
11:00	56100	56300	56500	23200	23000	56600	56700
10:00	56200	56400	56600	23300	23100	56700	56800
9:00	56300	56500	56700	23400	23200	56800	56900
8:00	56400	56600	56800	23500	23300	56900	57000
7:00	56500	56700	56900	23600	23400	57000	57100
6:00	56600	56800	57000	23700	23500	57100	57200
5:00	56700	56900	57100	23800	23600	57200	57300
4:00	56800	57000	57200	23900	23700	57300	57400
3:00	56900	57100	57300	24000	23800	57400	57500
2:00	57000	57200	57400	24100	23900	57500	57600
1:00	57100	57300	57500	24200	24000	57600	57700
0:00	57200	57400	57600	24300	24100	57700	57800
23:00	57300	57500	57700	24400	24200	57800	57900
22:00	57400	57600	57800	24500	24300	57900	58000
21:00	57500	57700	57900	24600	24400	58000	58100
20:00	57600	57800	58000	24700	24500	58100	58200
19:00	57700	57900	58100	24800	24600	58200	58300
18:00	57800	58000	58200	24900	24700	58300	58400
17:00	57900	58100	58300	25000	24800	58400	58500
16:00	58000	58200	58400	25100	24900	58500	58600
15:00	58100	58300	58500	25200	25000	58600	58700
14:00	58200	58400	58600	25300	25100	58700	58800
13:00	58300	58500	58700	25400	25200	58800	58900
12:00	58400	58600	58800	25500	25300	58900	59000
11:00	58500	58700	58900	25600	25400	59000	59100
10:00	58600	58800	59000	25700	25500	59100	59200
9:00	58700	58900	59100	25800	25600	59200	59300
8:00	58800	59000	59200	25900	25700	59300	59400
7:00	58900	59100	59300	26000	25800	59400	59500
6:00	59000	59200	59400	26100	25900	59500	59600
5:00	59100	59300	59500	26200	26000	59600	59700
4:00	59200	59400	59600	26300	26100	59700	59800
3:00	59300	59500	59700	26400	26200	59800	59900
2:00	59400	59600	59800	26500	26300	59900	60000
1:00	59500	59700	59900	26600	26400	60000	60100
0:00	59600	59800	60000	26700	26500	60100	60200
23:00	59700	59900	60100	26800	26600	60200	60300
22:00	59800	60000	60200	26900	26700	60300	60400
21:00	59900	60100	60300	27000	26800	60400	60500
20:00	60000	60200	60400	27100	26900	60500	60600
19:00	60100	60300	60500	27200	27000	60600	60700
18:00	60200	60400	60600	27300	27100	60700	60800
17:00	60300	60500	60700	27400	27200	60800	60900
16:00	60400	60600	60800	27500	27300	60900	61000
15:00	60500	60700	60900	27600	27400	61000	61100
14:00	60600	60800	61000	27700	27500	61100	61200
13:00	60700	60900	61100	27800	27600	61200	61300
12:00	60800	61000	61200	27900	27700	61300	61400
11:00	60900	61100	61300	28000	27800	61400	61500
10:00	61000	61200	61400	28100	27900	61500	61600
9:00	61100	61300	61500	28200	28000	61600	61700
8:00	61200	61400	61600	28300	28100	61700	61800
7:00	61300	61500	61700	28400	28200	61800	61900
6:00	61400	61600	61800	28500	28300	61900	62000
5:00	61500	61700	61900	28600	28400	62000	62100
4:00	61600	61800	62000	28700	28500	62100	62200
3:00	61700	61900	62100	28800	28600	62200	62300
2:00	61800	62000	62200	28900	28700	62300	62400
1:00	61900	62100	62300	29000	28800	62400	62500
0:00	62000	62200	62400	29100	28900	62500	62600
23:00	62100	62300	62500	29200	29000	62600	62700
22:00	62200	62400	62600	29300	29100	62700	62800
21:00	62300	62500	62700	29400	29200	62800	62900
20:00	62400	62600	62800	29500	29300	62900	63000
19:00	62500	62700	62900	29600	29400	63000	63100
18:00	62600	62800	63000	29700	29500	63100	63200
17:00	62700	62900	63100	29800	29600	63200	63300
16:00	62800	63000	63200	29900	29700	63300	63400
15:00	62900	63100	63300	30000	29800	63400	63500
14:00	63000	63200	63400	30100	29900	63500	63600
13:00	63100	63300	63500	30200	30000	63600	63700
12:00	63200	63400	63600	30300	30100	63700	63800
11:00	63300	63500	63700	30400	30200	63800	63900
10:00	63400	63600	63800	30500	30300	63900	64000
9:00	63500	63700	63900	30600	30400	64000	64100
8:00	63600	63800	64000	30700	30500	64100	64200
7:00	63700	63900	64100	30800	30600	64200	64300
6:00	63800	64000	64200	30900	30700	64300	64400
5:00	63900	64100	64300	31000	30800	64400	64500
4:00	64000	64200	64400	31100	30900	64500	64600
3:00	64100	64300	64500	31200	31000	64600	64700
2:00	64200	64400	64600	31300	31100	64700	64800
1:00	64300	64500	64700	31400	31200	64800	64900
0:00	64400	64600	64800	31500	31300	64900	65000
23:00	64500	64700	64900	31600	31400	65000	65100
22:00	64600	64800	65000	31700	31500	65100	65200
21:00	64700	64900	65100	31800	31600	65200	65300
20:00	64800	65000	65200	31900	31700	65300	65400
19:00	64900	65100	65300	32000	31800	65400	65500
18:00	65000	65200	65400	32100	31900	65500	65600
17:00	65100	65300	65500	32200	32000	65600	65700
16:00	65200	65400	65600	32300	32100	65700	65800
15:00	65300	65500	65700	32400	32200	65800	65900
14:00	65400	65600	65800	32500	32300	65900	66000
13:00	65500	65700	65900	32600	32400	66000	66100
12:00	65600	65800	66000	32700	32500	66100	66200
11:00	65700	65900	66100	32800	32600	66200	66300
1							



16:00	19800	23000	22400	19000	16000	23000	23000
17:00	19600	23000	20000	20000	17900	23000	21800
18:00	25300	25000	24500	24400	21800	26000	24900
19:00	27000	26100	26000	25000	23200	26800	26600
20:00	27100	26000	26200	25200	23000	26500	25900
21:00	25600	25500	25600	24400	22400	25700	25900
22:00	24800	24000	24500	22100	20800	24100	25500
23:00	23500	23550	24000	21450	19900	23550	25350
0:00	22200	23100	23500	20800	19000	23000	25200

Tabel 4.4

Data Beban Aktual Tanggal 22 sampai 30 November 2007

Jam	22 kW	23 kW	24 kW	25 kW	26 kW	27 kW	28 kW	29 kW	30 kW
1:00	23650	22500	22400	21700	19600	18500	21200	21500	21250
2:00	22100	22300	22000	21300	18800	18500	21000	21500	21100
3:00	22300	22300	22400	21650	18900	18500	20850	20250	21200
4:00	22500	22300	20800	22000	19000	18500	20700	19000	21300
5:00	20900	20900	19600	20500	17400	17000	18850	18800	19450
6:00	19300	19500	18400	19000	15800	15500	17000	18600	17600
7:00	20750	20850	20650	19350	21550	18000	19050	20200	19500
8:00	22200	22200	22900	19700	27300	20500	21100	21800	21400
9:00	23300	22600	23550	19950	26250	21250	21650	22400	21900
10:00	24400	23000	24200	20200	25200	22000	22200	23000	22400
11:00	22700	21500	21950	19800	24100	19850	20850	21900	21400
12:00	21000	20000	19700	19400	23000	17700	19500	20800	20400
13:00	22700	21500	22000	19400	23000	20350	20750	21550	21900
14:00	24400	23000	24300	19400	23000	23000	22000	22300	23400
15:00	24300	22550	24300	19150	17750	18600	21850	22200	22450
16:00	24200	22100	24300	18900	12500	14200	21700	22100	21500
17:00	22200	21800	22000	19400	17000	20200	21500	21000	21200
18:00	24300	25500	24000	23600	21800	23400	23900	23700	23800
19:00	26300	26100	25000	24600	22200	25200	24800	25200	25100
20:00	25600	25500	25100	24700	22200	25100	24800	24900	25000
21:00	25000	25500	24000	24400	21800	22600	23500	24900	24300
22:00	23800	24400	24000	21400	20000	21000	22600	22800	23000
23:00	23250	23600	23050	20900	19250	21200	22050	22100	22400
0:00	22700	22800	22100	20400	18500	21400	21500	21400	21800

Sumber : Data PT PLN WIL NTT CAB KUPANG

0.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
1.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
2.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
3.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
4.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
5.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
6.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
7.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
8.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
9.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
10.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
11.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
12.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
13.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
14.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
15.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
16.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
17.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
18.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
19.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200
20.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200

Table 4.4

Data Badan Aktiva Lantai 11 sampai 20 November 2007

Time	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
0.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
1.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
2.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
3.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
4.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
5.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
6.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
7.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
8.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
9.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
10.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
11.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
12.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
13.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
14.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
15.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
16.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
17.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
18.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
19.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
20.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
21.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
22.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
23.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
24.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
25.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
26.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
27.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
28.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
29.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800
30.00	33300	33100	33000	32800	32600	32400	32200	32000	31800

Source: Data from the 11th floor of the building

**Tabel 4.5**  
**Data Temperatur Bulan November 2007**

Tanggal	Rata-rata	Max	Min
1	25.9	29.5	23.6
2	25.8	29.8	23.6
3	24.8	27.9	24.6
4	27.1	29.4	23
5	27.1	30.5	24.6
6	26.5	29.5	24.9
7	25.6	28.3	23.7
8	27.7	31.6	24.6
9	26.8	30.9	25.1
10	25.8	30.6	22.8
11	27.5	31.2	23.6
12	26.3	29	24.8
13	26.7	30.4	24.8
14	25.5	27.8	24.3
15	28.7	31.2	24.9
16	28.3	30.3	23.8
17	28.8	30.6	25
18	27.9	29.8	25.4
19	28.7	31.3	26
20	29	31.6	25.6
21	29.3	31.6	27.2
22	28	30.2	25.1
23	24.5	28.4	23.5
24	27.2	30.9	24.2
25	26.5	29.8	24.6
26	25.5	30	24.2
27	25.8	29.4	24.1
28	27.4	29.8	25.1
29	28.5	30.1	25.9
30	28.4	30.2	27.4
31	28.4	31.3	26.4

Sumber : Data BMG Kupang

# Table 1

Table 1. Results of the experiment

№	№	№	№
1	1	1	1
2	2	2	2
3	3	3	3
4	4	4	4
5	5	5	5
6	6	6	6
7	7	7	7
8	8	8	8
9	9	9	9
10	10	10	10
11	11	11	11
12	12	12	12
13	13	13	13
14	14	14	14
15	15	15	15
16	16	16	16
17	17	17	17
18	18	18	18
19	19	19	19
20	20	20	20
21	21	21	21
22	22	22	22
23	23	23	23
24	24	24	24
25	25	25	25
26	26	26	26
27	27	27	27
28	28	28	28
29	29	29	29
30	30	30	30
31	31	31	31
32	32	32	32
33	33	33	33
34	34	34	34
35	35	35	35
36	36	36	36
37	37	37	37
38	38	38	38
39	39	39	39
40	40	40	40
41	41	41	41
42	42	42	42
43	43	43	43
44	44	44	44
45	45	45	45
46	46	46	46
47	47	47	47
48	48	48	48
49	49	49	49
50	50	50	50

Table 1. Results of the experiment

#### 4.2.2 Hasil Analisa

Setelah diadakan analisa untuk peramalan menggunakan metode *Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic(MCHFLL)* pada program aplikasi ini. Dengan parameter algoritma sebagai berikut:

- ✓ Maximum random iterasi : 100000
- ✓ Range Value : 0.001
- ✓ Temperatur Max : 29
- ✓ Temperatur Min : 23.8
- ✓ Beban Max : 21200
- ✓ Beban Min : 13700

3

Nilai range value adalah nilai batas konvergen yang di harapkan, sedangkan nilai maximum random iterasi adalah nilai maximum jumlah random yang akan dilakukan jika hasil ramalan belum mencapai konvergen yang diinginkan.

Untuk perwakilan data untuk kondisi awwal bulan digunakan data pada tanggal 3 November 2007. Berikut adalah hasil dari detail proses pada program untuk target pada tanggal 3 November 2007.

4.1.3 Hasil Analisis

Selanjutnya disajikan analisis untuk permasalahan menggunakan metode kruskal  
Cano Hybrid Kruskal Wallis (Kruskal-Wallis) pada program aplikasi ini. Dengan  
parameter algoritma sebagai berikut:

- ✓ Maksimum random iterasi : 100000
- ✓ Range Value : 0.001
- ✓ Temperatur Max : 50
- ✓ Temperatur Min : 22.8
- ✓ Batas Max : 21300
- ✓ Batas Min : 13700

Nilai range value adalah nilai batas konvergensi yang di tentukan,  
selanjutnya nilai maksimum random iterasi adalah nilai maksimum jumlah random  
yang akan dilakukan jika hasil konvergensi belum mencapai konvergensi yang  
ditentukan.

Untuk penyajian data untuk kondisi awal data digunakan data pada  
tanggal 1 November 2007. Berikut adalah hasil dari detail proses pada program  
untuk target pada tanggal 1 November 2007.

The screenshot shows the 'Fuzzy Carlo' software window. It has a menu bar with 'Data input beban (kW)', 'Data input Temperatur', and 'Fuzzy Logic + Monte Carlo'. Below the menu bar are four tabs: 'Set Parameter', 'Output Ramalan', 'Grafik Perbandingan', and 'Grafik Error'. The 'Set Parameter' tab is active, displaying several input fields and a 'Predict With MCHFL' button.

**Parameter ramalan**

Tanggal: 3

**Monte Carlo Parameter**

Maximum random iterasi: 100000

Range Value: 0.001

**Fuzzy logic Parameter**

Temperatur Maximum: 29

Temperatur Minimum: 23.8

Beban Maximum: 21200

Beban Minimum: 13700

**Rule Base**

IF TEMPERATUR = SR THEN BEBAN = SK  
 IF TEMPERATUR = R THEN BEBAN = K  
 IF TEMPERATUR = T THEN BEBAN = B  
 IF TEMPERATUR = ST THEN BEBAN = SB

Buttons: 'Use Standard', 'Use Data', 'Save'.

**Gambar 4.8. Screen Shot Detail Proses**

Berikut adalah tabel lengkap dari beban actual dan ramalan setiap jam pada tanggal 3 November 2007.

**Tabel 4.6**

**Perbandingan Data Beban Aktual dan Beban Ramalan  
Tanggal 3 November 2007**

Jam	Beban Aktual (kW)	Beban Ramalan(kW)	Error(%)
1	19250	18900	1.818
2	18800	18900	0.532
3	18900	18950	0.265
4	19000	19000	0
5	17500	17050	2.571
6	16000	15100	5.625

Jam	Beban Aktual (kW)	Beban Ramalan (kW)	Error (%)
1	18320	18300	1.818
2	18300	18300	0.535
3	18300	18250	0.282
4	18000	18000	0
5	17500	17500	2.571
6	18100	18100	2.632

Tanggal 3 November 2007

Perbandingan Data Beban Aktual dan Beban Ramalan

Tabel 4.6

Tanggal 2 November 2007

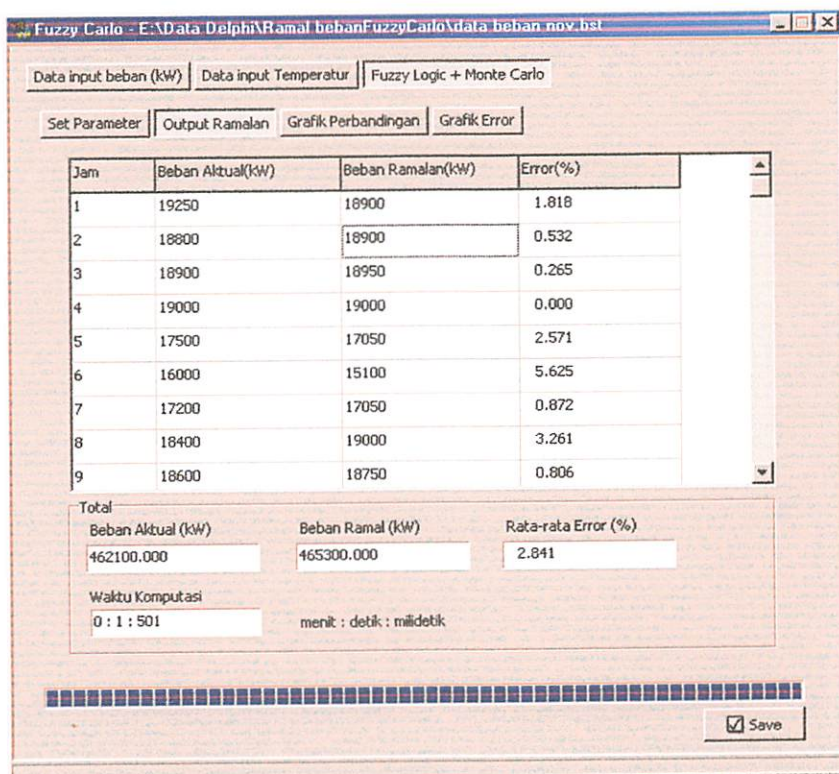
Perbandingan data beban aktual dan beban ramalan setiap jam pada

(Contoh 4.4. Sistem Grid Detail Power)



7	17200	17050	0.872
8	18400	19000	3.261
9	18600	18750	0.806
10	18800	18500	1.596
11	17000	17800	4.706
12	15200	17100	12.5
13	17350	18200	4.899
14	19500	19300	1.026
15	19300	18800	2.591
16	19100	18300	4.188
17	19600	18800	4.082
18	22800	22800	0
19	23300	23100	0.858
20	23400	23600	0.855
21	22200	23000	3.604
22	21400	23100	7.944
23	20300	20500	0.985
24	19200	19700	2.604

Berikut adalah hasil peramalan pada tanggal 3 November 2007.



Gambar 4.9. Screen Shot Ramalan Tanggal 3 November 2007

24	18500	18500	5.804
23	20800	20800	0.889
22	21400	21400	7.844
21	22500	22500	3.804
20	23400	23400	0.888
19	23900	23900	0.888
18	25800	25800	0
17	18900	18900	4.085
16	18100	18300	4.188
15	19300	18800	5.291
14	19800	19300	1.050
13	17350	19500	4.889
12	18500	17100	15.2
11	17000	17800	4.708
10	18800	18800	1.888
9	18400	18750	0.808
8	18400	19000	3.591
7	17500	17080	0.875

Berikut adalah hasil perhitungan pada tanggal 3 November 2007

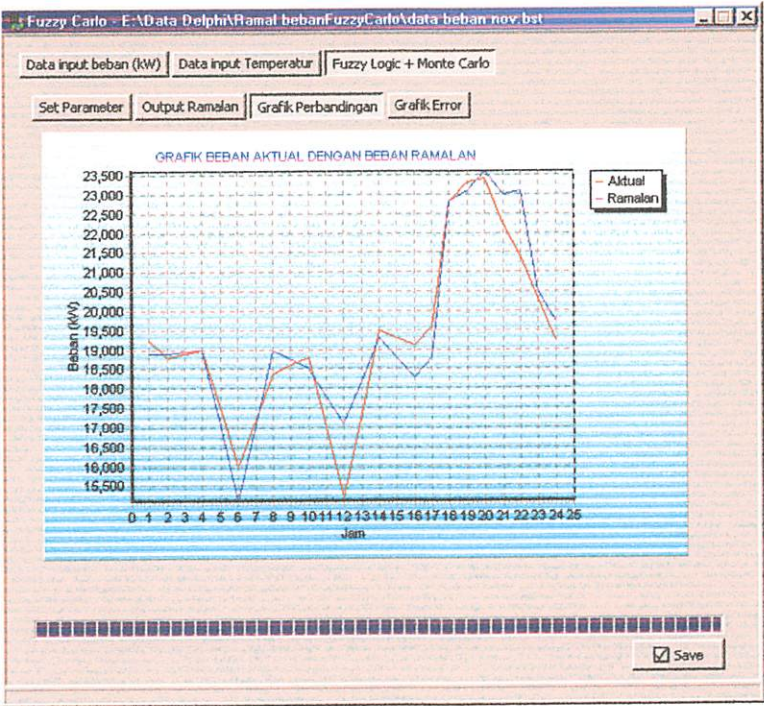
24	18500	18500	5.804
23	20800	20800	0.889
22	21400	21400	7.844
21	22500	22500	3.804
20	23400	23400	0.888
19	23900	23900	0.888
18	25800	25800	0
17	18900	18900	4.085
16	18100	18300	4.188
15	19300	18800	5.291
14	19800	19300	1.050
13	17350	19500	4.889
12	18500	17100	15.2
11	17000	17800	4.708
10	18800	18800	1.888
9	18400	18750	0.808
8	18400	19000	3.591
7	17500	17080	0.875

Gambar 4.2. Green Sheet Kuantitas Tanggal 3 November 2007

Dengan hasil perhitungan program sebagai berikut:

- Rata-rata error : 2,841%
- Waktu Komputasi : 0 : 1 detik : 501 milidetik

Berikut adalah grafik perbandingan tanggal 3 November:



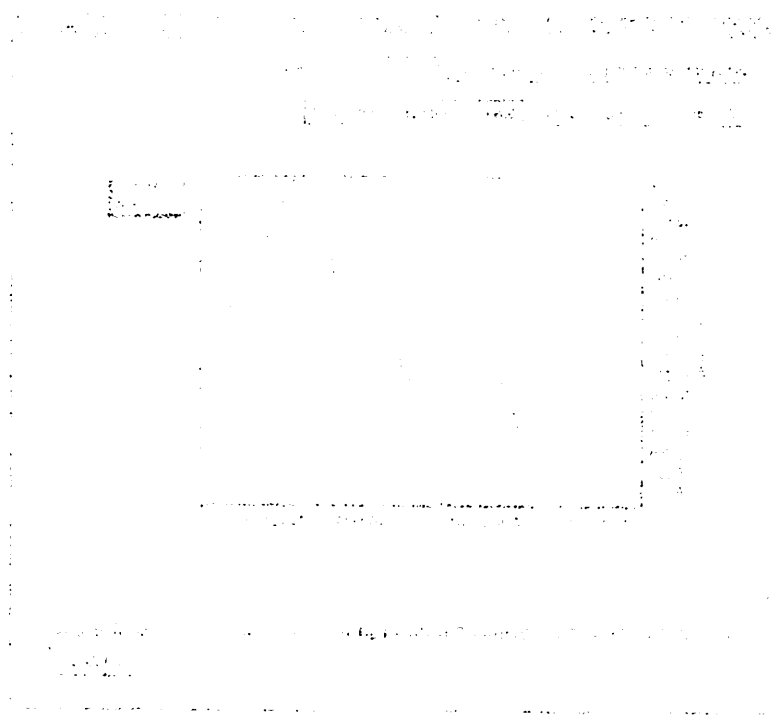
**Gambar 4.10. Grafik Program Tanggal 3 November 2007**

Berikut adalah grafik *error* tanggal 3 November:

Program hasil perhitungan program sebagai berikut:

- Kriteria error : 148,5 ;
- Waktu Komputasi : 0 : 1 detik : 301 milidetik

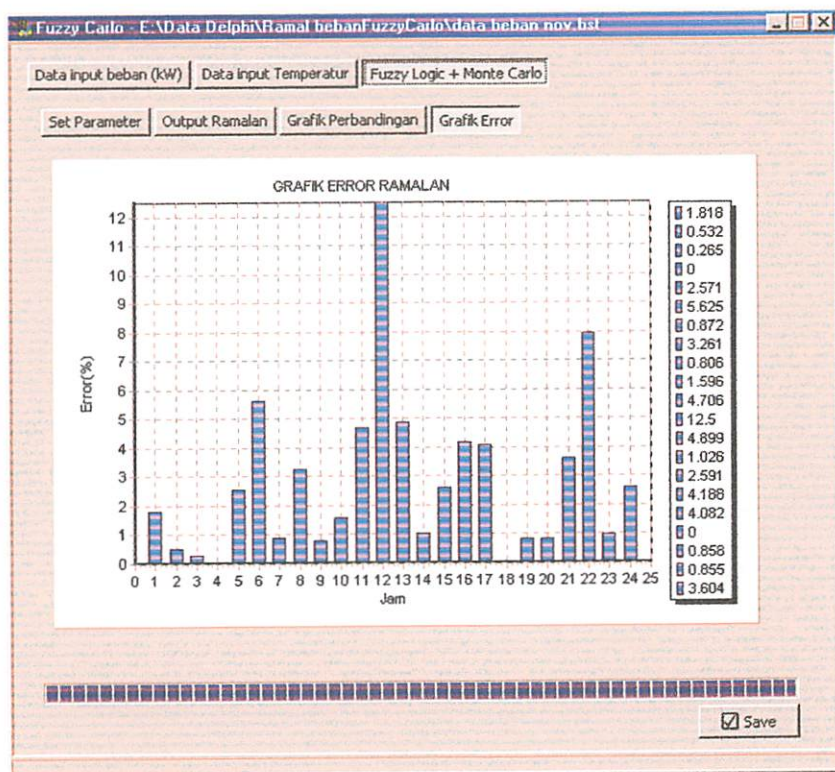
Berikut adalah grafik perbandingan tanggal 3 November:



Gambar 4.10. Grafik Program Tanggal 3 November 2007

Berikut adalah grafik error tanggal 3 November:





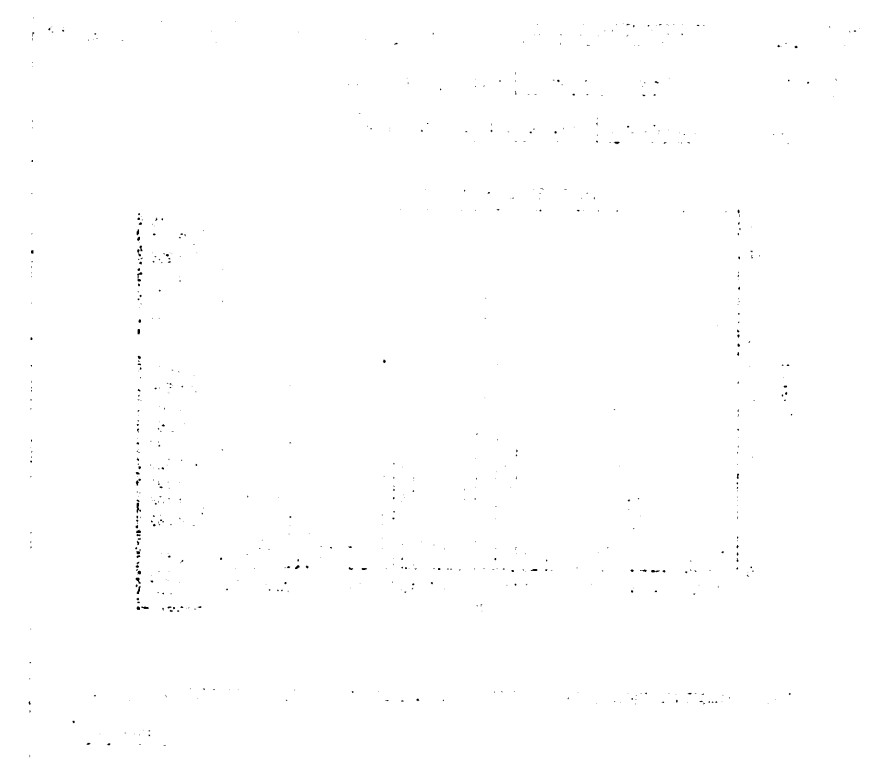
**Gambar 4.11. Grafik Error Program Tanggal 3 November 2007**

Berikut disajikan data output hasil ramalan untuk perwakilan data pada pertengahan bulan yaitu pada tanggal 16 November 2007.

**Tabel 4.7**

**Perbandingan Data Beban Aktual dan Beban Ramalan  
Tanggal 16 November 2007**

Jam	Beban Aktual (kW)	Beban Ramalan(kW)	Error(%)
1	22000	21800	0.909
2	21800	21600	0.917
3	21900	21800	0.457
4	22000	22000	0
5	20750	20150	2.892
6	19500	18300	6.154
7	20400	20550	0.735
8	21300	22800	7.042
9	22150	23200	4.74
10	23000	23600	2.609
11	22000	21500	2.273



Gambar 4.11. Grafik Error Program Tanggal 3 November 2007

Berikut disajikan data output hasil simulasi untuk perhitungan daya pada beban dengan nilai daya masing-masing 10 November 2007

Tabel 4.7  
Perbandingan Data Beban Aktual dan Beban Kiamalan  
Tanggal 10 November 2007

Jam	Beban Aktual (kW)	Beban Kiamalan (kW)	Error (%)
1	25000	24300	0.800
2	24800	24600	0.917
3	24300	24000	0.487
4	25000	25000	0
5	30750	30150	2.895
6	19600	19300	8.184
7	20400	20350	0.738
8	24300	23800	7.075
9	25150	23500	4.74
10	23000	23600	1.808
11	23000	24800	5.579

12	21000	19400	7.619
13	22850	21300	6.783
14	24700	23200	6.073
15	23850	21500	9.853
16	23000	19800	13.913
17	23000	19600	14.783
18	25000	25300	1.2
19	26100	27000	3.448
20	26000	27100	4.231
21	25500	25600	0.392
22	24000	24800	3.333
23	23550	23500	0.212
24	23100	22200	3.896

Berikut adalah tampilan dari program pada ramalan tanggal 16 november 2007.

Jam	Beban Aktual(kW)	Beban Ramalan(kW)	Error(%)
1	22000	21800	0.909
2	21800	21600	0.917
3	21900	21800	0.457
4	22000	22000	0.000
5	20750	20150	2.892
6	19500	18300	6.154
7	20400	20550	0.735
8	21300	22800	7.042
9	22150	23200	4.740

Total		
Beban Aktual (kW)	Beban Ramal (kW)	Rata-rata Error (%)
548450.000	537600.000	4.353

Waktu Komputasi  
0 : 1 : 584      menit : detik : milidetik

☒ Save

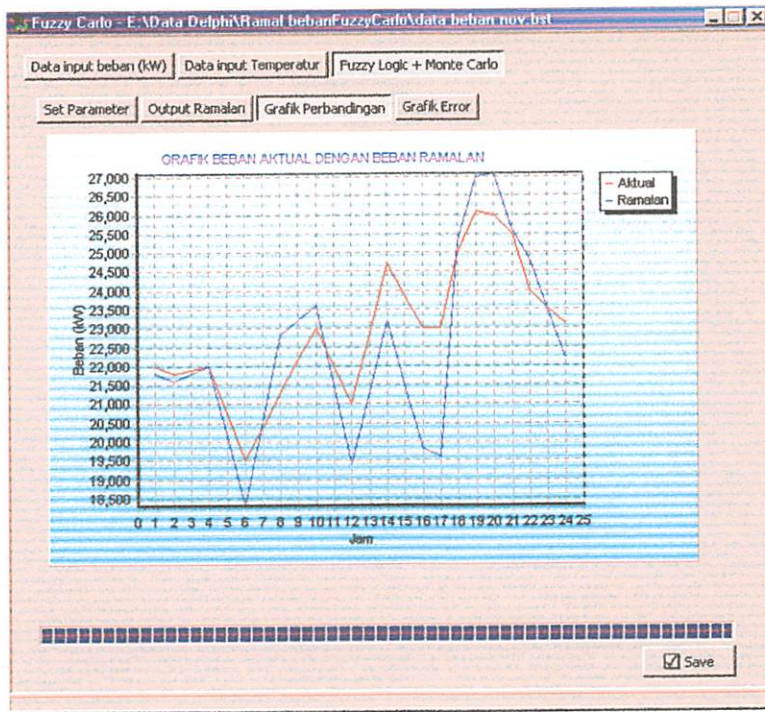
**Gambar 4.12. Hasil Program Tanggal 16 November 2007**

- Rata-rata error : 4,353%
- Waktu Komputasi : 0 : 1 detik : 584 milidetik





Berikut adalah tampilan dari grafik pada program untuk tanggal 16 November 2007.



**Gambar 4.13. Grafik Program Tanggal 16 November 2007**

Berikut adalah grafik nilai error pada program untuk tanggal 16 November 2007.

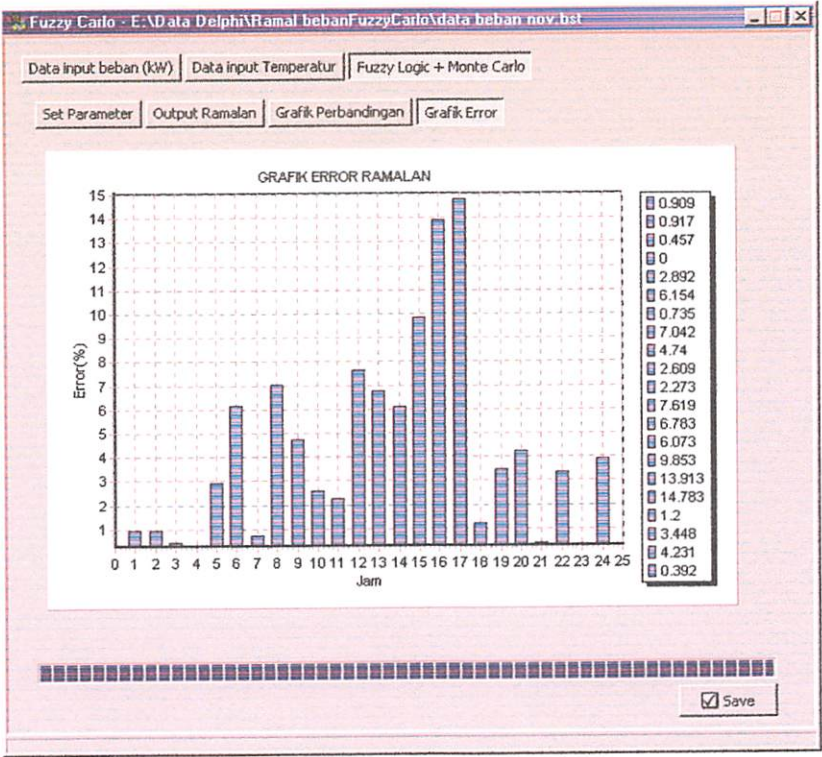
Verfahren: Verfahren ist ein Prozess, der die Schritte zur Erreichung eines bestimmten Ziels beschreibt.

7005

[illegible]

7086 continued in longest message dated 12-6-62

*(Signature)*



Gambar 4.14. Grafik Error Program Tanggal 16 November 2007

Tabel 4.8

Perbandingan Data Beban Aktual dan Beban Ramalan  
Tanggal 29 November 2007

Jam	Beban Aktual (kW)	Beban Ramalan (kW)	Error(%)
1	21500	21200	1.395
2	21500	21000	2.326
3	20250	20850	2.963
4	19000	20700	8.947
5	18800	18850	0.266
6	18600	17000	8.602
7	20200	19050	5.693
8	21800	21100	3.211
9	22400	21650	3.348
10	23000	22200	3.478
11	21900	20850	4.795
12	20800	19500	6.25
13	21550	20750	3.712
14	22300	22000	1.345
15	22200	21850	1.577

Figure 1.1: Graphical representation of the data for the period 1990 to 1995

Table 1.1

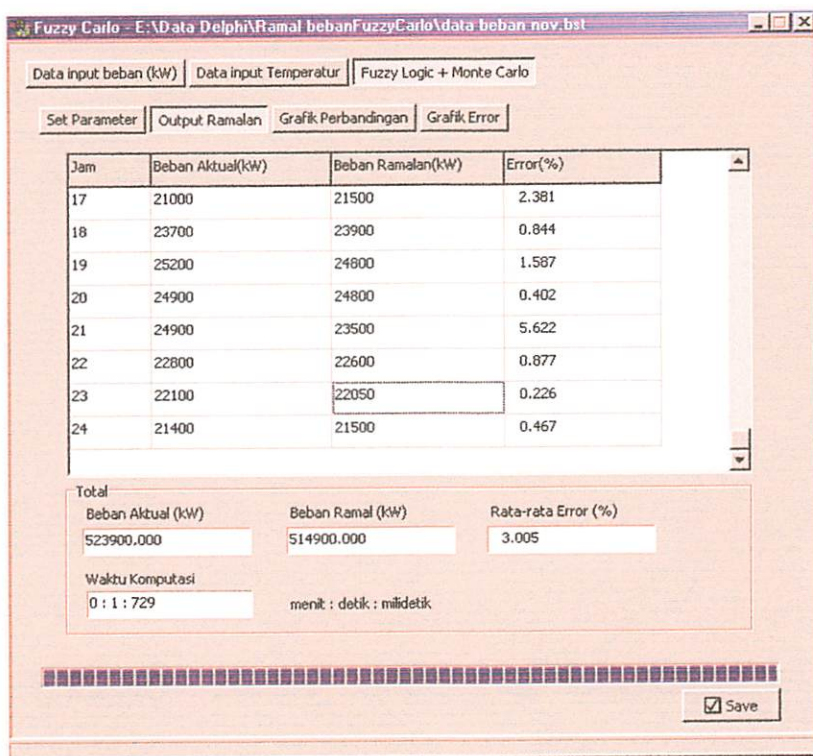
Perhitungan Data Tahun 1990 dan 1995

Tahun 1990 dan 1995

Year	Electricity (kWh)	Gas (kWh)	Coal (kWh)
1990	1000	2000	3000
1991	1100	2100	3100
1992	1200	2200	3200
1993	1300	2300	3300
1994	1400	2400	3400
1995	1500	2500	3500

16	22100	21700	1.81
17	21000	21500	2.381
18	23700	23900	0.844
19	25200	24800	1.587
20	24900	24800	0.402
21	24900	23500	5.622
22	22800	22600	0.877
23	22100	22050	0.226
24	21400	21500	0.467

Berikut adalah tampilan dari program pada ramalan tanggal 29 november 2007.



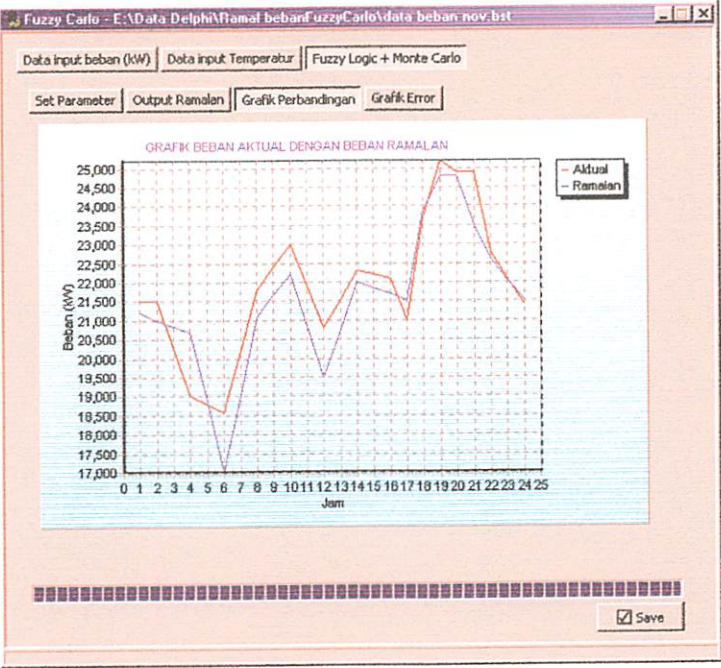
**Gambar 4.15. Hasil Program Tanggal 29 November 2007**

- Rata-rata error : 3,005%
- Waktu Komputasi : 0 : 1 detik : 729 milidetik

Berikut adalah tampilan dari grafik pada program untuk tanggal 29 November 2007.

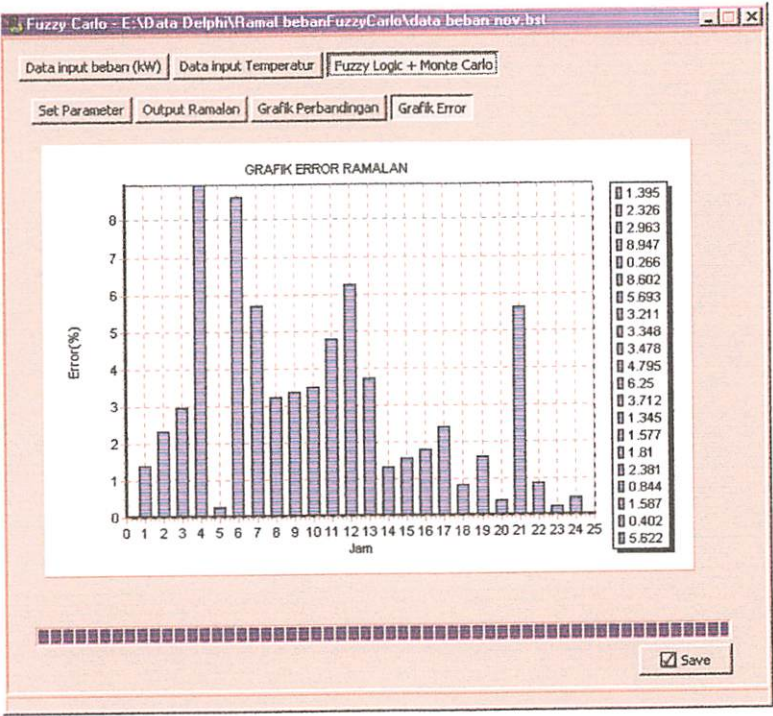




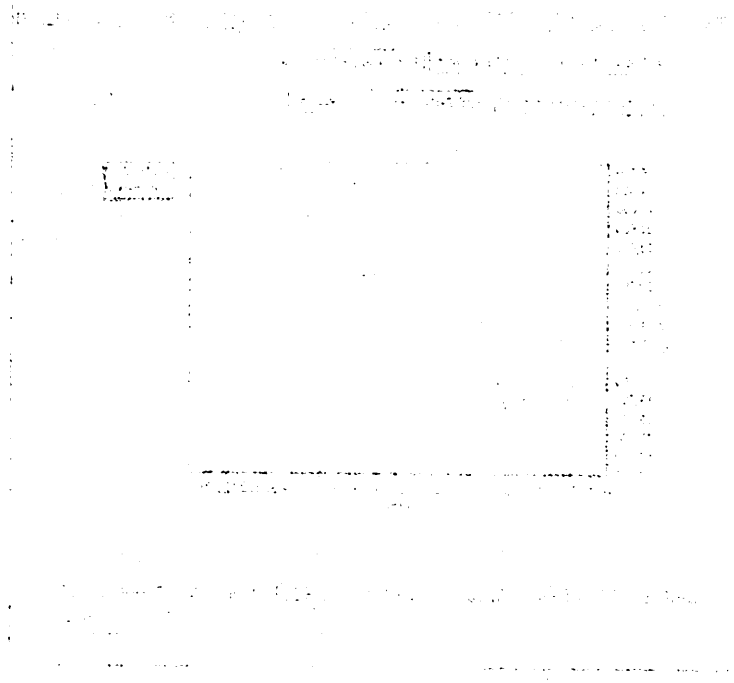


**Gambar 4.16. Grafik Program Tanggal 29 November 2007**

Berikut adalah grafik nilai error pada program untuk tanggal 29 November 2007.

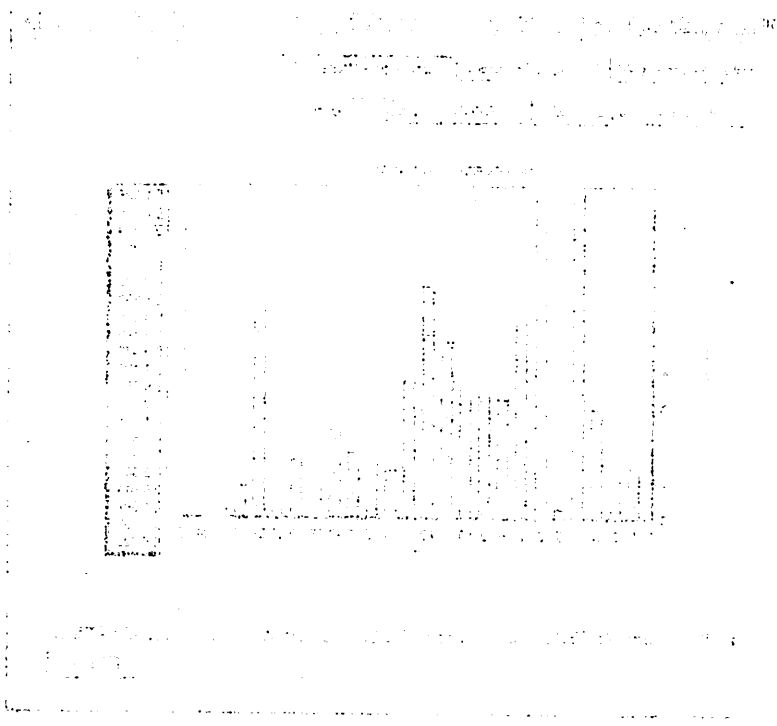


**Gambar 4.17. Grafik Error Program Tanggal 29 November 2007**



Gambar 4.16. Grafik Error Program Tanggal 29 November 2007

Hasilkan sebuah grafik nilai error pada program untuk tanggal 29 November 2007.



Gambar 4.17. Grafik Error Program Tanggal 29 November 2007



Dari hasil analisa diatas dapat dilihat rata-rata dari nilai error berturut-turut dari tanggal 3, 16, 29 pada bulan November 2007 adalah 2,841% dengan waktu komputasi selama 1 detik 501 milidetik, 4,353% dengan waktu komputasi selama 1 detik 584 milidetik dan 3,005% dengan waktu komputasi selama 1 detik 729 milidetik. Berdasarkan hasil tersebut maka dapat dikatakan hasil rata-rata peramalan dibawah nilai 4,5%, hal ini merupakan hasil yang cukup baik untuk suatu hasil peramalan.

Dari ketiga grafik dapat terlihat nilai error pada setiap jamnya yang relative kecil, terlihat juga pada grafik pola hasil ramalan sesuai dengan pola pada aktual, penjelasan diatas menguatkan suatu asumsi bahwa metode *Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic* cukup realistis dalam meramalkan produksi daya dalam kurun waktu jangka pendek.

guyana purnima 2020 terdapat beberapa

[illegible][illegible]

4.2.3. Hasil Validasi

Berikut ini disajikan bentuk validasi dengan memperbandingkan memperbandingkan hasil perhitungan pada tanggal 3 november hasil perhitungan menggunakan metode *Simulation Sampling Additive Random Number Generator(SSARNG)*. Berikut adalah hasil perhitungan *SSARNG* pada tanggal 3 november 2007 .

Jam	Beban Aktual(kW)	Hasil SSARNG(kW)	Error(%)
1	19250	19200	0.26
2	18800	19250	2.394
3	18900	18800	0.529
4	19000	18900	0.526
5	17500	19000	8.571
6	16000	17500	9.375
7	17200	16000	6.977
8	18400	17200	6.522
9	18600	18400	1.075
10	18800	18600	1.064
11	17000	18800	10.588
12	15200	17000	11.842
13	17350	15200	12.392
14	19500	17350	11.026
15	19300	19500	1.036
16	19100	19300	1.047
17	19600	19100	2.551
18	22800	19600	14.035
19	23300	22800	2.146
20	23400	23300	0.427
21	22200	23400	5.405
22	21400	22200	3.738
23	20300	21400	5.419
24	19200	20300	5.729
Total	462100	462100	5.19475



Berikut adalah hasil dari MCHFL paa tanggal 3 November 2007.

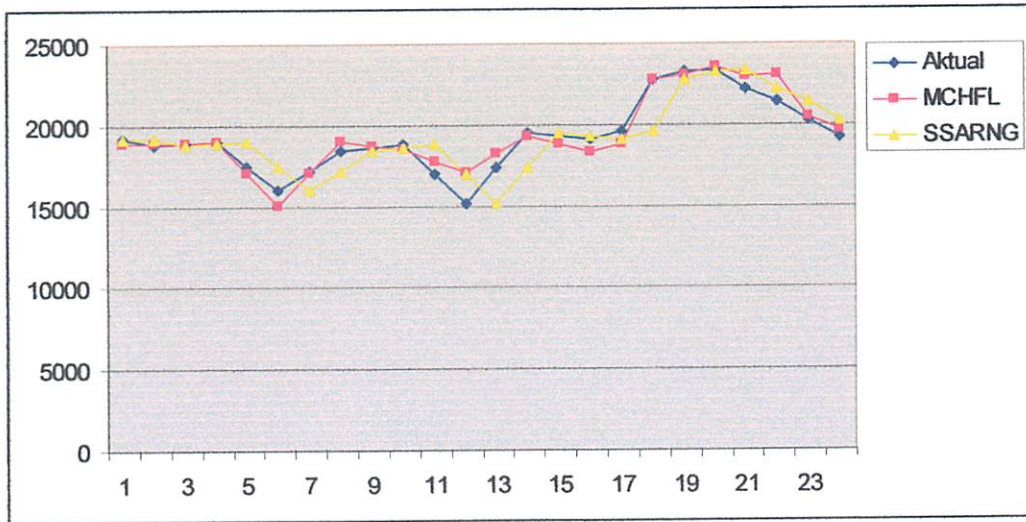
Jam	Beban Aktual(kW)	Hasil MCHFL (kW)	Error(%)
1	19250	18900	1.818
2	18800	18900	0.532
3	18900	18950	0.265
4	19000	19000	0
5	17500	17050	2.571
6	16000	15100	5.625
7	17200	17050	0.872
8	18400	19000	3.261
9	18600	18750	0.806
10	18800	18500	1.596
11	17000	17800	4.706
12	15200	17100	12.5
13	17350	18200	4.899
14	19500	19300	1.026
15	19300	18800	2.591
16	19100	18300	4.188
17	19600	18800	4.082
18	22800	22800	0
19	23300	23100	0.858
20	23400	23600	0.855
21	22200	23000	3.604
22	21400	23100	7.944
23	20300	20500	0.985
24	19200	19700	2.604
Total	462100	465300	2.84116

Berikut adalah grafik perbandingan dari kedua metode dengan data aktual.

Revised table with MLH1, page number 2, November 2005

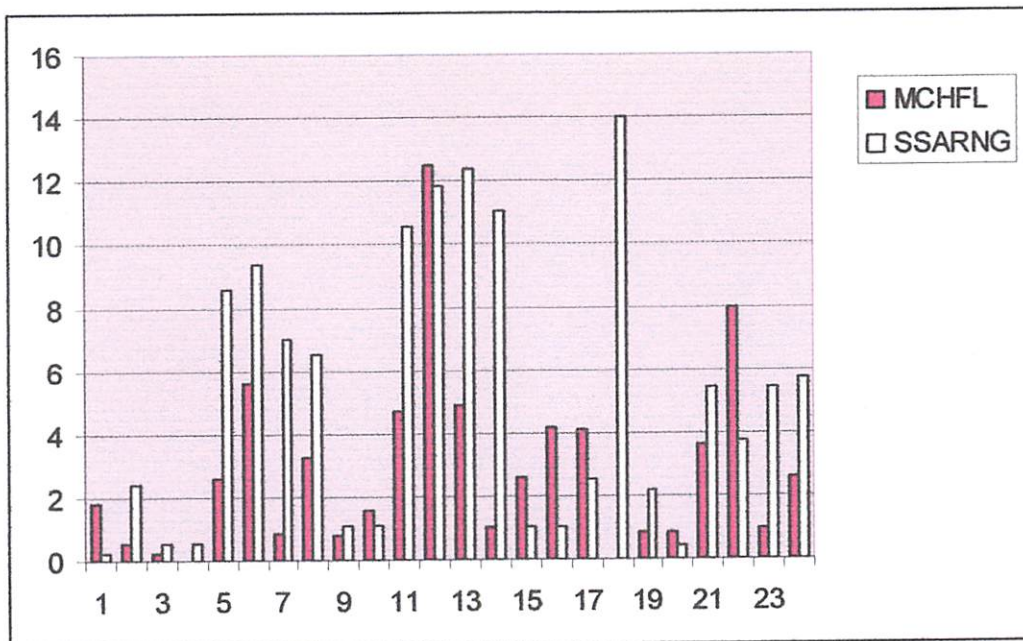
Year	Revised Annual (MM\$)	Revised Annual (MM\$)	Revised Annual (MM\$)
1	18500	18500	18500
2	18500	18500	18500
3	18500	18500	18500
4	18500	18500	18500
5	17500	17500	17500
6	16500	16500	16500
7	15500	15500	15500
8	14500	14500	14500
9	13500	13500	13500
10	12500	12500	12500
11	11500	11500	11500
12	10500	10500	10500
13	9500	9500	9500
14	8500	8500	8500
15	7500	7500	7500
16	6500	6500	6500
17	5500	5500	5500
18	4500	4500	4500
19	3500	3500	3500
20	2500	2500	2500
21	1500	1500	1500
22	500	500	500
23	0	0	0
24	0	0	0
25	0	0	0
26	0	0	0
27	0	0	0
28	0	0	0
29	0	0	0
30	0	0	0
31	0	0	0
32	0	0	0
33	0	0	0
34	0	0	0
35	0	0	0
36	0	0	0
37	0	0	0
38	0	0	0
39	0	0	0
40	0	0	0
41	0	0	0
42	0	0	0
43	0	0	0
44	0	0	0
45	0	0	0
46	0	0	0
47	0	0	0
48	0	0	0
49	0	0	0
50	0	0	0
51	0	0	0
52	0	0	0
53	0	0	0
54	0	0	0
55	0	0	0
56	0	0	0
57	0	0	0
58	0	0	0
59	0	0	0
60	0	0	0
61	0	0	0
62	0	0	0
63	0	0	0
64	0	0	0
65	0	0	0
66	0	0	0
67	0	0	0
68	0	0	0
69	0	0	0
70	0	0	0
71	0	0	0
72	0	0	0
73	0	0	0
74	0	0	0
75	0	0	0
76	0	0	0
77	0	0	0
78	0	0	0
79	0	0	0
80	0	0	0
81	0	0	0
82	0	0	0
83	0	0	0
84	0	0	0
85	0	0	0
86	0	0	0
87	0	0	0
88	0	0	0
89	0	0	0
90	0	0	0
91	0	0	0
92	0	0	0
93	0	0	0
94	0	0	0
95	0	0	0
96	0	0	0
97	0	0	0
98	0	0	0
99	0	0	0
100	0	0	0
Total	485100	485100	485100

Revised table with MLH1, page number 2, November 2005

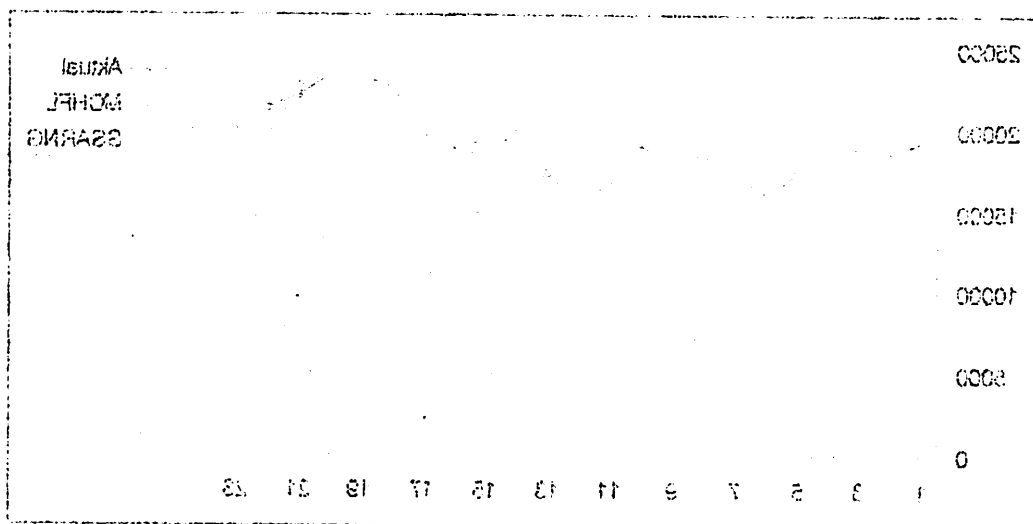


**Gambar 4.18 Grafik Perbandingan Dari Kedua Metode Dengan Data Aktual.**

Dengan perbandingan data error (%) adalah sebagai berikut:

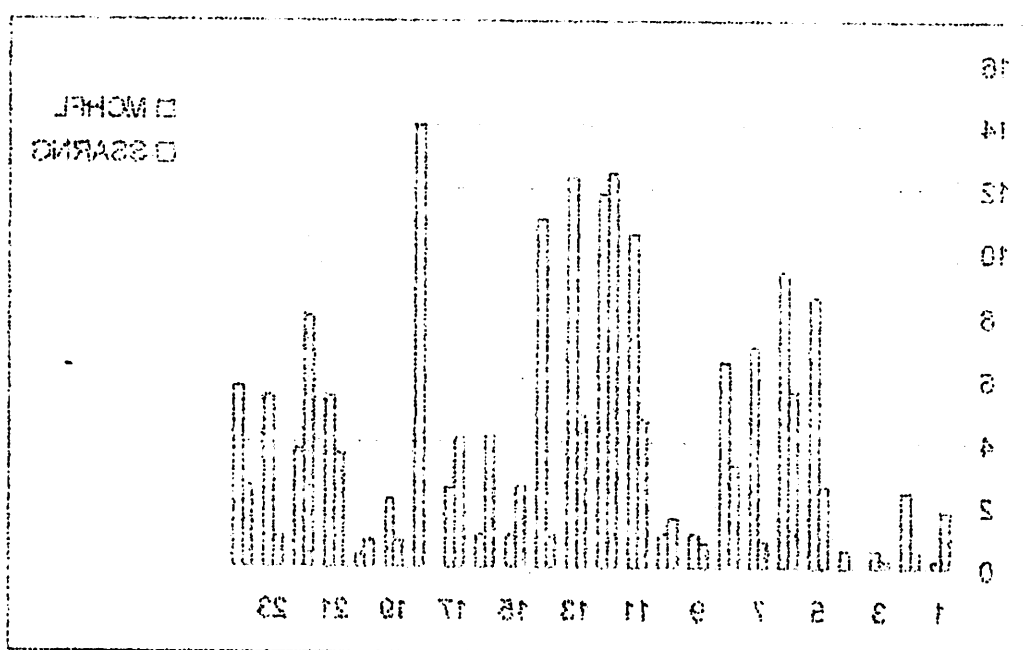


**Gambar 4.19 Grafik Dengan Perbandingan Data MCHFL Dengan SSARNG**



Gambar 4.12 Grafik Perbandingan Dari Kedua Metode Dengan Data Aktual.

Dengan perbandingan data error (%) adalah sebagai berikut:



Gambar 4.13 Grafik Dengan Perbandingan Data MCHFL Dengan SSARNO



## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1. Kesimpulan**

Setelah melakukan pengujian pada hasil analisa untuk memprakirakan beban dengan menggunakan metode *Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic* maka dapat dijelaskan beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Berdasarkan hasil analisis, bahwa metode MCHFL dapat digunakan untuk perhitungan prakiraan beban listrik jangka pendek perjam.
2. Dari hasil analisa dapat dilihat rata-rata dari nilai error berturut-turut dari tanggal 3, 16, 29 pada bulan November 2007 adalah 2,841%, 4,353% dan 3,005%.
3. Dari nilai error rata-rata pada 3 hari peramalan pada tanggal 3, 16, 29 November 2007 sebesar 3,99 %, maka hasil ini cukup memberikan nilai positif pada perkiraan beban untuk rentang waktu yang lebih lama.
4. Dari hasil analisa dapat dilihat waktu komputasi berturut-turut dari tanggal 3, 16, 29 pada bulan November 2007 adalah 1 detik 501 milidetik, 1 detik 584 milidetik dan 1 detik 729 milidetik. Dari hasil tersebut dapat dikatakan waktu komputasi pada peramalan ini cukup cepat dengan rata-rata sebesar 1 detik 606 milidetik.
5. Nilai error pada hasil peramalan dapat di perkecil dengan menambah data trainingnya.

## 5.2. Saran

Untuk pengembangan lebih lanjut diharapkan metode MCHFL dapat dikembangkan dengan meambah variable pada pemodelan peramalannya agar dapat meningkatkan akurasi dari ramalan. Dan untuk study kasus pada pengembangan kedepan diharapkan peramalan yang dilakukan untuk jangka menengah dan jangka panjang.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kyung-Bin Song, Young-Sik Baek, Dug Hun Ho, Gilsoo Jang, "*Load ForeCasting For the HolyDay Using SIMULASI SAMPLING ADDITIVE GENERATOR Method*" *IEEE Transactions On Power Systems*, Vol.20, No. 1, February 2005
- [2] Djiteng Marsudi Ir, "Operasi Sistem Tenaga Listrik", Balai Penerbit dan Humas Institut Sains dan Teknologi Nasional, Jakarta, 1990.
- [3] Sri Kusuma Dewi, "Kecerdasan Buatan ", Graha Ilmu, Yogyakarta, 2003
- [4] Supriyanto, Modul Lab. Komputer, Departemen Fisika, Universitas Indonesia
- [5] J. Supranto. Prof. MA. APU, "Analisis MultiVariat Arti dan Interpretasi", Pustaka Cipta, Jakarta, 2004

LAMPIRAN



INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL MALANG  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO S-1  
KONSENTRASI TEKNIK ENERGI LISTRIK

## BERITA ACARA UJIAN SKRIPSI FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI

1. **Nama** : Irfan H Nainggolan
2. **NIM** : 01.12.146
3. **Jurusan** : Teknik Elektro S-1
4. **Konsentrasi** : Teknik Energi Listrik
5. **Judul Skripsi** : PENGGUNAAN METODE MONTE CARLO HYBRID  
FUZZY LOGIC PADA PERAMALAN BEBAN  
JANGKA PENDEK DI PT PLN(PERSERO) WILAYAH  
NTT CABANG KUPANG

Dipertahankan dihadapan Majelis Penguji Skripsi Jenjang Strata Satu (S-1) pada :

**Hari** : Rabu  
**Tanggal** : 19 Maret 2008  
**Dengan Nilai** : 80,5 ( A ) *By*



Ir. Mochtar Asroni, MSME  
Ketua

### Panitia Ujian Skripsi

Ir. F. Yudi Limpraptono, MT  
Sekretaris

### Anggota Penguji

Bambang Prio Hartono, ST, MT  
Penguji Pertama

Ir. Choirul Saleh, MT  
Penguji Kedua

# MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL)

## decision for Time Series Prediction

V. PETRIDIS, A. KEHAGIAS, PETROU, A. BAKIRTZIS, S. KIARTZIS and H. PANAGIOTOU

**Abstract.** In this paper we present the MCHFL ian Combined Predictor (MCHFL ), a probabilistically motivated predictor for time series prediction. MCHFL utilizes local predictors of several types (e.g., linear predictors, artificial neural network predictors, polynomial predictors etc.) and produces a final prediction which is a weighted combination of the local predictions; the weights can be interpreted as MCHFL ian posterior probabilities and are computed online. Two examples of the method are given, based on real world data: (a) short term load forecasting for the Greek Public Power Corporation dispatching center of the island of Crete, and (b) prediction of sugar beet yield based on data collected from the Greek Sugar Industry. In both cases, the MCHFL outperforms conventional predictors.

**Key words:** Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic combined predictor, time series prediction, local predictors, short-term load forecasting.

### 1. Introduction

The problem addressed in this paper is the development of *modular* time series predictors. This is an example of a *multiple models* methodology applied to time series prediction. In the last decade there has been great activity in the *machine learning* community for the development of “multiple models” methods. There is special interest in the development of clustering, classification, prediction and parameter estimation algorithms for time series (“dynamic”) problems. Some remarkable efforts in this direction include *partition algorithms* [10, 19], *mixtures of experts* [5, 12–16, 25], *ensembles of neural networks* [3, 7, 27], *trees of neural networks* [17, 32], *threshold models* [37], *Takagi–Sugeno fuzzy models* [34], and much more. For an extensive bibliographical coverage see the books [22, 31].

The predictor architecture proposed in this paper is modular in the sense that it makes concurrent use of several alternative models of the same “process” (hence, it is a multiple-models method); any one of the models can be replaced by an alternative model (which performs the same or a similar function) without requiring extensive modification (for instance retraining) of the remaining components (hence, the total system is modular). The models which comprise the proposed modular predictor, are themselves predictors. In fact, the general principle utilized is to build a complex predictor with superior predictive power from simpler component predictors which are easier to train.

Each of the component predictors may have good predictive performance for a particular segment of the target time series. It is expected that, by incorporating an appropriate number of such *specialized* predictors, as well as a *combination* module which will activate the appropriate predictor at the appropriate time, one may obtain superior total performance. This approach has been used widely in prediction tasks (see, for example, [18, 28–31]).

### 2. The MCHFL ian Combined Predictor

#### 2.1. INTRODUCTION

We now present the *MCHFL ian Combined Predictor* (BCP). The BCP is based on probabilistic concepts, in particular on conditional probability and MCHFL ’ rule. The original idea appears in [10, 19]; see also [18, 28–30] and for a more detailed exposition the book [31], where the original probabilistic formulation is expanded to include nonprobabilistic generalizations in the context of time series classification, prediction and parameter estimation.

The central ideas of BCP are the following:

1. Postulate several alternative predictors of a time series.
2. Obtain a recursive formula for computing the *posterior* probability of each predictor, based on the observable predictor error of the same predictor (as well as the errors of the remaining predictors). These predictors are also called *local models* of the time series, because each one may be valid for a particular section (or operating regime) of the time series.
3. Use the posterior probabilities to combine the predictions of the local models and so obtain a better, *global* predictor.

Let us then consider a time series  $x_t, t = 1, 2, \dots$ ; for simplicity we take  $x_t$  to be scalar, but extensions to vector valued time series are immediate. We assume the existence of  $K$  predictors of the general form

$$\hat{x}_t^k = f(x_{t-1}, \dots, x_{t-M}; w_k), \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

It can be seen from the above that the  $K$  predictors belong to a general family  $f(\cdot, w)$ , where  $w$  is a parameter vector; the  $k$ th predictor is obtained by setting  $w = w_k$ . Let us now proceed to obtain a recursive formula for the posterior probability of each predictor.

## 2.2. RECURSIVE APPLICATION OF MCHFL RULE

It is reasonable to assign higher posterior probability to predictors which are more successful in predicting the actual observations  $x_1, x_2$ . This observation can be formalized as follows. Assume that the difference between the actual observation  $x_t$  and its  $k$ th prediction  $\hat{x}_t^k$  is a random variable  $e_t^k$ :

$$e_t^k = x_t - \hat{x}_t^k.$$

It is reasonable to assume that, if the  $k$ th predictor is the one actually describing the evolution of the time series, then the prediction errors  $e_t^k$  form a sequence of independent, identically distributed random variables with zero mean. In other words, if we denote mathematical expectation by  $E$  then we have

$$E(e_t^k) = 0, \quad E(e_t^k e_s^k) = \sigma^2 \cdot \delta(t, s)$$

where  $\delta(t, s)$  is the Kronecker delta function. Let us also denote the probability density function of  $e_t^k$  by  $g_k(\cdot)$  (independent of  $t$ ). Now, for the probability density of  $x_t - \hat{x}_t^k$ , conditional on the observations

$$\begin{aligned} p(x_t - \hat{x}_t^k | x_1, x_2, \dots, x_{t-1}) \\ = g(x_t - \hat{x}_t^k) \\ = g(x_t - f(x_{t-1}, \dots, x_{t-M}; w_k)) \end{aligned}$$

Now define a new stochastic process  $Z_t$  as follows:  $Z_t = k$  if at time  $t$  the correct model of  $x_t$  is  $\hat{x}_t^k$ . Let us define  $p_t^k$  as follows

$$p_t^k = \Pr(Z_t = k | x_1, \dots, x_{t-1}).$$

Then, from MCHFL rule we obtain the following recursion (for details see [31])

$$p_t^k = \frac{p_{t-1}^k g(x_t - f(x_{t-1}, \dots, x_{t-M}; w_k))}{\sum_{j=1}^K p_{t-1}^j g(x_t - f(x_{t-1}, \dots, x_{t-M}; w_j))} \quad (2)$$

Equation (2) is the required recursion for the posterior probability of  $Z_t$ , i.e., for the probability of the  $k$ th predictor being the correct one at time  $t$ . The validity of this formula depends on our assumptions, namely that (a) the time series is produced by one of the  $K$  models of Equation (1), and (b) the prediction error is white noise. When these assumptions hold, Equation (2) expresses the probability that model  $k$  actually generates the observed load data; this probability is conditional, dependent on observations up to time  $t$ . There is an alternative, nonprobabilistic interpretation of the  $p_t^k$ 's, which will become clearer if we temporarily assume a specific form for the density function  $g_k(\cdot)$ . Assume then that, for all  $k$ ,  $e^k$  is zero mean and Gaussian, i.e.,

$$g_k(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left(-\frac{|x|^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (3)$$

From Equation (2)(3) becomes clear that three factors determine the value of  $p_t^k$ .

1. First, there is the absolute value of the current prediction error  $|x_t - f(x_{t-1}, \dots, x_{t-M}; w_k)|$ . When this is large, then the negative exponential results in decrease of  $p_t^k$ .
2. However, a second factor which must be taken in account is the previous predictive performance of the  $k$ th predictor, which is reflected in  $p_{t-1}^k$ . If this is large  $t$  (which means close to unity), a temporarily large prediction error will not have a drastic effect on  $p_t^k$ . This corresponds to a certain stability in the computation of  $p_t^k$ ; temporary stochastic fluctuations will not have a catastrophic effect on  $p_t^k$  if the  $k$ th predictor performs well on the average.
3. Finally, and quite importantly, in the computation of  $p_t^k$  what counts is not the *absolute* predictive accuracy of the  $k$ th predictor, but the relative one. In other words, even if the product

$$p_{t-1}^k \cdot \exp\left(-\frac{|x_t - f(x_{t-1}, \dots, x_{t-M}; w_k)|^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (4)$$

is small,  $p_t^k$  can still remain relatively close to one, if the respective products for other predictors are even smaller. In other words, if the  $k$ th predictor performs poorly, but relatively better than the remaining predictors, it will maintain a high posterior probability. We have illustrated the importance of the three factors by assuming that  $e_t^k$  is Gaussian, but, in fact, the same conclusions would hold for any reasonable probability density. So one can consider the BCP algorithm as a heuristic credit assignment scheme: the model that best forecasts the observed load data is the one with highest credit (and so with highest conditional probability, under the MCHFL interpretation).

## 2.3. MCHFL COMBINATION OF PREDICTORS

Having obtained the  $p_t^k$ 's, there are several ways in which they can be used to obtain an improved prediction of  $x_t^k$ . We indicate two possibilities.

1. *Maximum Likelihood Prediction*. This is defined as follows

$$\hat{x}_t^k = \hat{x}_t^{k^*}, \quad \text{where } k^* = \arg \max_k p_t^k.$$

In other words, at every time step we use the forecast of the model with maximum posterior probability; since this model is most likely to have produced the load time series, it must on the average have smaller forecast error. This is the *maximum likelihood* prediction.

2. *Weighted Prediction*. Here  $\hat{x}_t^k$  is computed as a weighted sum of all available predictions:

$$\hat{x}_t^k = \sum_{k=1}^K \hat{x}_t^k p_t^k$$

In fact,  $\hat{x}^k$  as defined above is the conditional expectation of  $x_t$ , and it is well known [4] that this is the prediction with minimum mean square error. There are some practical issues to be considered in connection to the combination of predictors, which are important for the implementation of both the ML and weighted combination scheme; these are discussed in Section 2.4.

## 2.4. IMPLEMENTATION ISSUES

The main ideas of our prediction scheme have been presented in the previous paragraphs. The basic components are:

1. A collection of *local* predictors, each suited to predicting a particular portion (or *operating regime*) of the target time series.
2. A scheme for recursively updating the posterior probabilities of these predictors, based on their predictive accuracy.

Up to this point we have not discussed the form or derivation of the local predictors. Not much needs to be said, actually. The probability update scheme is independent of the predictors, which means that various different predictor types can be used, for instance linear regressors, neural networks, fuzzy systems and so on. In each case, the main issue is identifying appropriate data to be used for training the predictors. The actual training will be performed using the appropriate method for the particular class of predictors; for instance if the predictors are neural networks, then the back propagation algorithm is appropriate. Finding the appropriate training data presupposes that a *labeled* data set is available, i.e., our method is a *supervised learning* method.

The practical implementation of predictor combination raises some computational issues. For example, perusal of Equation (4) reveals that, in case  $p^k$  becomes  $t$  equal to zero for some value  $t_0$ , then we will also get  $p^k=0$  for all values  $t > t_0$ ,  $t$  as well. Now, theoretically, Equation (4) may result in an arbitrarily small value of  $p^k$ , but never equal to zero. However, as a practical issue, computer underflow may result in  $p^k = 0$ . This problem can be rectified by using a *threshold*  $h$  (where  $h$  is number close to zero); whenever  $p^k$  falls below a specified threshold  $h$ , it is reset  $t$  to  $h$ . Then the usual normalization of the  $p^k$ 's is performed; this ensures that the thresholded  $p^k$ 's remain approximately within the  $[h, 1]$  range and add to 1. In essence, this thresholding is equivalent to introducing a forgetting factor: suppose that several samples of the time series are observed, such that predictor  $k$  produces a large error; if this process is continued for several time steps,  $p^k$  will eventually become zero. If we never let  $p^k$  go below  $h$ , we essentially stop penalizing predictor  $k$  for further bad predictions; these are, in effect, "forgotten". If  $h$  is small, then  $p^k$  will also be small and will not essentially alter the classification results, while, if the time series enters a regime of operation which is best described by the  $k$ th predictor, this will still be in the position of becoming active.

In addition to thresholding, an important practical matter is the selection of the probability density  $g_k$ . This entails choosing a functional form and its parameters. As a practical issue, we usually choose a Gaussian, zero-mean density, so that our posterior probability update equation is Equation (5). The only parameter that remains to be determined is the standard deviation  $s_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, K$ . This we compute in a standard manner, taking it equal to the root mean square error of the  $k$ th predictor, which has been computed in the training phase.

## 3. Example: Short Term Load Forecasting

In this section we present an application of the BCP. Namely, we consider the problem of short term load forecasting for the electrical power system of the island of Crete, Greece. In the summer of 1994 this system had a peak load of about 300 MW; power is supplied by the Greek Public Power Corporation (PPC). The data used in this example correspond to the period from 1989 to 1994.

### 3.1. DESCRIPTION OF THE PROBLEM

The problem consists in predicting a vector time series. In other words, we are given a sequence  $y_t$ ,  $t = 1, 2, \dots$ , where for each  $t$ ,  $y_t$  has dimensions  $24 \times 1$ ; each of the  $y_t$  components corresponds to the load of a particular hour of the day on day  $t$ . The predictors must have the general form  $y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-N})$ .

In other words one may use data from  $N$  days from the past load history. At midnight of day  $t-1$  it is required to provide a prediction for the 24 hours of day  $t$ . This prediction will have practical implications for scheduling the power generators to be activated in the following working day. The hourly load time series has several interesting features. Typical load for a winter and a summer day are presented in Figure 1. It can be seen that there is a daily variation in the load, which has a somewhat different structure in winter and summer periods. It should be remarked that the formulation of economic, reliable and secure operating strategies for a power system requires accurate *short term load forecasting* (STLF). The principal objective of STLF is to provide load predictions for the basic generation scheduling functions, the security assessment of a power system and for the dispatcher's information.

### 3.2. PREVIOUS WORK

A large number of computational techniques have been used for the solution of the STLF problem. Statistical STLF models can be generically separated into regression models [6] and time series models [38]; both can be either static or dynamic. In static models, the load is considered to be a linear combination of time functions, while the coefficients of these functions are estimated through linear regression or exponential smoothing techniques [6]. In dynamic models weather data and random effects



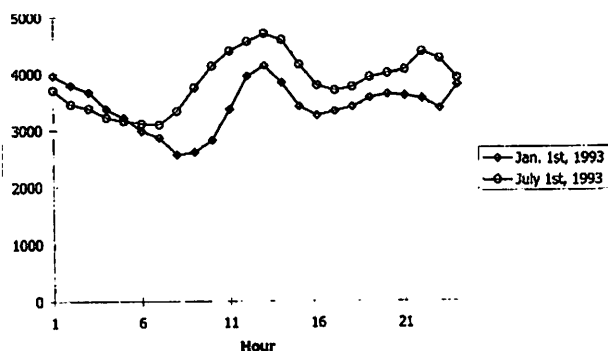


Figure 1. Hourly electric load for the Crete island power network. The load is illustrated for one representative winter day (Jan. 1st, 1993) and for one representative summer day (July 1st, 1993).

are also incorporated since autoregressive moving average (ARMA) models are frequently used. In this approach the load forecast value consists of a deterministic component that represents load curve periodicity and a random component that represents deviations from the periodic behavior due to weather abnormalities or random correlation effects.

An overview of different statistical approaches to the STLF problem can be found in [8]. The most common (and arguably the most efficient) statistical predictors apply a linear regression on past load and temperature data to forecast future load. For such predictors, we will use the generic term Linear Regression (LR) predictors.

The application of artificial neural networks to STLF yields encouraging results;

a discussion can be found in [23]. The ANN approach does not require explicit adoption of a functional relationship between past load or weather variables and forecasted load. Instead, the functional relationship between system inputs and outputs is learned by the network through a training process. Once training has been completed, current data are input to the ANN, which outputs a forecast of tomorrow's hourly load. One of the first neural-network-based STLF models was a three-layer neural network used to forecast the next hour load [24]. A minimum distance-based identification of the appropriate historical patterns of load and temperature used for the training of the ANN has been proposed in [26], while both linear and nonlinear terms were adopted by the ANN structure. Due to load curve periodicity, a non-fully connected ANN consisting of one main and three supporting neural networks has been used to incorporate input variables like the day of the week, the hour of the day and temperature. Various methods were proposed to accelerate the ANN training [11], while the structure of the network has been proved to be system depended [1, 20]. Hybrid neuro-fuzzy systems applications to STLF have appeared recently. Such methods synthesize fuzzy-expert systems and ANN techniques to yield impressive results, as reported in [2, 33].

Each of the methods discussed above has its own advantages and shortcomings. Our own experience is that no single predictor type is universally best. For example, an ANN predictor may give more accurate load forecasts during morning hours, while a LR predictor may be superior for evening hours.

Hence, a method that combines various different types of predictors may outperform any single "pure" predictor of the types discussed above. It is clear that the BCP is just such a combination method, hence it is reasonable to apply the BCP methodology to the task at hand. In Section

### 3.3. RESULTS

We applied the BCP described in Section 3.3 to the prediction of loads for the period July 1st, 1994 to September 30th, 1994. In Figure 2 we see a comparison of the prediction error for the local predictors as well as for the BCP. The  $n$ th point of each curve in Figure 2 (with  $n = 1, 2, \dots, 24$ ) corresponds to the average (over the entire three month test period) prediction error for the 24th hour of the day, i.e.,

$$E_n = \sum_{i=1}^{91} \frac{|x_{i,n} - \hat{x}_{i,n}|^2}{|x_{i,n}|^2}$$

where the index  $n$  corresponds to the hour in question. The final, 25th point represents the average daily error (i.e., averaged over all 24 hours), i.e.,

$$E = \frac{\sum_{n=1}^{24} E_n}{24}$$

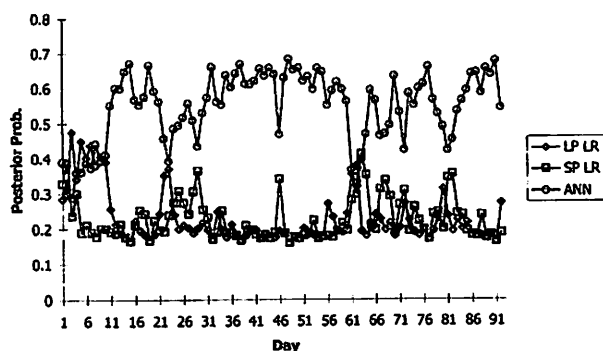


Figure 3. Evolution of posterior probabilities for the predictors of 1 am load, over the period July 1st, 1994 to September 30th, 1994 (LP LR: Long Past Lin. Regression, SP LR: Short Past Lin. Regression, ANN: artificial neural network)

It can be seen that the BCP predictor not only outperforms all local predictors on the average, but usually also outperforms them on individual hours (with a few exceptions). In this connection, it is quite instructive to observe the evolution of the posterior probabilities of the three local predictors for two different hours. In Figure 3 we plot the evolution of the posteriors for the hour 1 am and in Figure 4 for the hour 1 pm. The reader will see that in Figure 3 the highest probability is

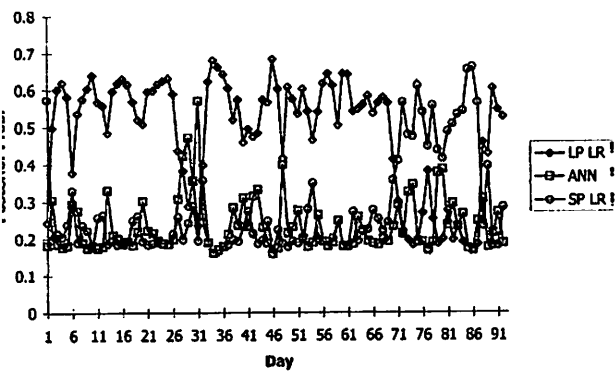


Figure 4. Evolution of posterior probabilities for the predictors of 1 pm load, over the period July 1st, 1994 to September 30th, 1994 (LP LR: Long Past Lin. Regression, SP LR: Short Past Lin. Regression, ANN: artificial neural network)

#### 4. The Predictors

In what follows we will denote the MCHFL time series by  $x_t$ , the WMCHFL time series by  $y_t$ , and the QR time series by  $u_t$ . Respective predictors will be denoted by  $\hat{x}_t^k$ ,  $\hat{y}_t^k$ ,  $\hat{u}_t^k$ . For example, a MCHFL predictor will have the form

$$\hat{x}_{t+T}^k = f_k(x_b, y_b, z_b, x_t, -1, y_t, -1, z_t, -1, \dots).$$

Note the presence of a *prediction horizon*  $T$ , which will generally be greater than 1. In fact,  $T$  should be as large as possible, provided that the prediction error remains within reasonable bounds. In this study we have experimented with prediction horizon  $T$  equal to 10, 15, 20, 25 days. For each data grouping strategy we have developed a variety of predictors. More specifically, we use predictors of the following types. *Interpolation Predictors*. In this case every predictor is an "average" time series, e.g., at time  $t$  we obtain  $\hat{y}_t$ , as the average of the  $\hat{y}_t$ 's of the time series belonging at the corresponding data group. In this case "training" a predictor for a particular time series depends only on that particular time series, e.g., the POL predictor does not utilize the WPOL and QR data.

*Polynomial Predictors*. These are polynomials in  $t$ , i.e., the time variable. Specifically, we use

$$\hat{x}_t^k = a^k + b^k t + c^k t^2 + d^k t^3,$$

and multi-input predictors of the form

$$\hat{x}_t^k = a^k x_t + b^k y_t + c^k u_t + d^k x_{t-1} + b^k y_{t-1} + c^k u_{t-1} + \dots + d^k x_{t-M} + b^k y_{t-M} + c^k u_{t-M}.$$

Training of the predictors consists in obtaining the  $a, b, c$  coefficients using a least squares approximation method.

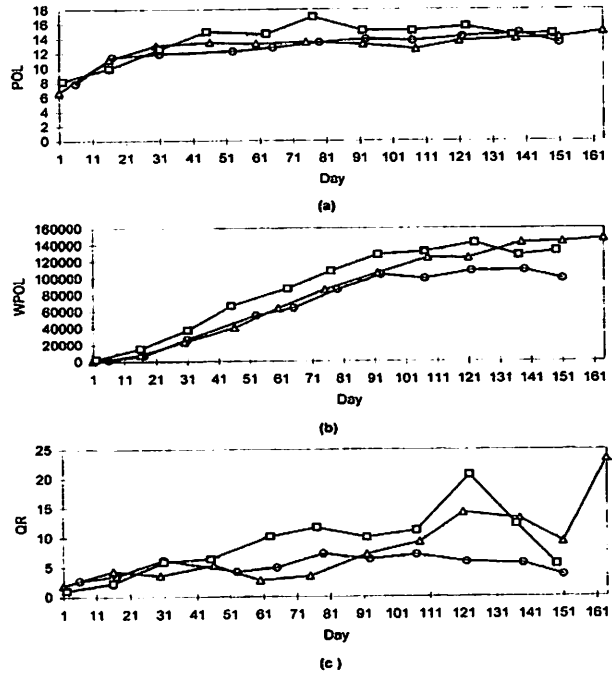


Figure 5. (a) The POL time series in three representative farms for the year 1992. (b) The WPOL time series in farm 511 for the year 1992. (c) The QR time series in farm 511 for the year 1992.

#### 4.1. Discussion

We see that weighted prediction combination generally gives better results than maximum likelihood prediction. Prediction accuracy is very good for the POL time series and quite good for the WPOL time series (which is the series of main interest). Results are not so good for the QR time series. Linear regression prediction gives the best overall results.

#### 5. Conclusion

We have presented a probabilistically motivated method of time series prediction, namely, the *MCHFL ian combined predictor*. The MCHFL ian combined predictor is a modular architecture consisting of *local* predictors, i.e., each predictor is specialized in predicting a particular portion of the time series to be predicted. As a result, each predictor is quite accurate for a specific regime of the time series, and in particular is more accurate than a "global" predictor. In addition, the local predictors can be of various different types, e.g., linear, neural and fuzzy predictors can be combined. The combination of the various predictors is effected by use of MCHFL ' rule and produces a final prediction which is a weighted combination of the local predictions; the combination coefficients are the MCHFL posterior probabilities of the various predictors and are computed recursively, making our method suitable for online implementation. We have demonstrated the utility of our approach on two real world problems and we have seen that the combined predictor outperforms the local ones.

## REFERENCE

1. Bakirtzis, A., Petridis, V., Kiartzis, S., Alexiadis, M., and Maissis, A.: A neural network short term load forecasting model for the Greek power system, presented at the *IEEE/PES 1995 Summer Meeting*.
2. Bakirtzis, A., Theocharis, J., Kiartzis, S., and Satsios, K.: Short term load forecasting using fuzzy neural networks, paper 95 WM 155-2-PWRS presented at the *IEEE/PES 1995 Winter Meeting*.
3. Baxt, W. G.: Improving the accuracy of an artificial neural network using multiple differently trained networks, *Neural Computation* 4 (1992), 135-144.
4. Billingsley, P.: *Probability and Measure*, Wiley, New York, 1986.
5. Cacciatore, T. W. and Nowlan, S. J.: Mixtures of controllers for jump linear and nonlinear plants, in: J. D. Cowen, G. Tesauro and J. Alspector (eds), *Advances in Neural Information Processing Systems 6 (NIPS 93)*, San Francisco, CA, Morgan Kaufmann, 1994, pp. 719-726.
6. Christiaanse, W. R.: Short term load forecasting using general exponential smoothing, *IEEE Trans. Power Appl.*
7. Drucker, H. et al.: Boosting and other ensemble methods, *Neural Computation* 6 (1994), 1289-1301.
8. Gross, G. and Galiana, F. D.: Short term load forecasting, in: *Proc. IEEE* 75 (1987), 1558-1573.
9. Hertz, J., Krogh, A., and Palmer, R. G.: *Introduction to the Theory of Neural Computation*, Addison-Wesley, Redwood City, 1991.
10. Hilborn, C. G. and Lainiotis, D. G.: Optimal estimation in the presence of unknown parameters, *IEEE Trans. Systems Man Cybernet.* 5 (1969), 38-43.
11. Ho, K. L., Hsu, Y. Y. and Yang, C. C.: Short term load forecasting using a multilayer neural network with an adaptive learning algorithm, *IEEE Trans. Power Systems* 7 (1992), 141-149.
12. Jacobs, R. A., Jordan, M. I., Nowlan, S. J., and Hinton, G. E.: Adaptive mixtures of local experts, *Neural Computation* 3 (1991), 79-87.
13. Jacobs, R. A. and Jordan, M. I.: Linear piecewise control strategies in modular neural network architectures, *IEEE Trans. Systems Man Cybernet.* 23 (1993), 337-345.
14. Jordan, M. I. and Jacobs, R. A.: Hierarchies of adaptive experts, in: J. Moody, S. Hanson and R. Lippman (eds), *Neural Information Processing Systems 4*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1992.
15. Jordan, M. I. and Jacobs, R. A.: Hierarchical mixtures of experts and the EM algorithm, *Neural Computation* 6 (1994), 181-214.
16. Jordan, M. I. and Xu, L.: Convergence results for the EM approach to mixtures of experts architectures, *Neural Networks* 8 (1995), 1409-1431.
17. Kadirkamanathan, V. and Niranjana, M.: Application of an architecturally dynamic neural network for speech pattern classification, *Proc. of the Inst. of Acoustics* 14 (1992), 343-350.
18. Kehagias, A. and Petridis, V.: Predictive modular neural networks for time series classification, *Neural Networks* 10 (1997), 31-49.
19. Lainiotis, D. G.: Adaptive estimation and structure identification, *IEEE Trans. Automat. Control* 16 (1971), 160-170.
20. Lu, C. N., Wu, H. T., and Vemuri, S.: Neural network based short term load forecasting, *IEEE Trans. Power Systems* 8 (1993), 336-342.
21. Maslari, N., Christodoulou, P., and Zountsas, G.: Quantitative effect of root/leaf growth rate on root quality parameters in sugarbeet, in: *Proc. of the 20th General Assembly of the C.I.T.S.*, Munich, pp. 85-93.
22. Murray-Smith, R. and Johansen, T.: *Multiple Model Approaches to Modeling and Control*, Taylor and Francis, 1997.
23. Niebur, D. et al.: Artificial neural networks for power systems, CIGRE TF38.06.06 Report, ELECTRA, 1995, pp. 77-101.

PT.PLN (PERSERO) WILAYAH NTT, Cabang Kupang

Dok No. : FR-OP-04

Edisi/Revisi : 1/0

Tanggal : 02/09/2006

Halaman : 1 dari 1

PLN

REKAPITULASI DATA BEBAN HARIAN

BULAN NOVEMBER 2007

DARI : PT.PLN (PERSERO) CAB. KUPANG

UNIT PLTD KUPANG

KEPADA : PT. PLN (PERSERO) WIL. NTT

Kode Teleks  
Alamat Kantor  
Saluran Telp  
No. Facsimile  
Tanggal

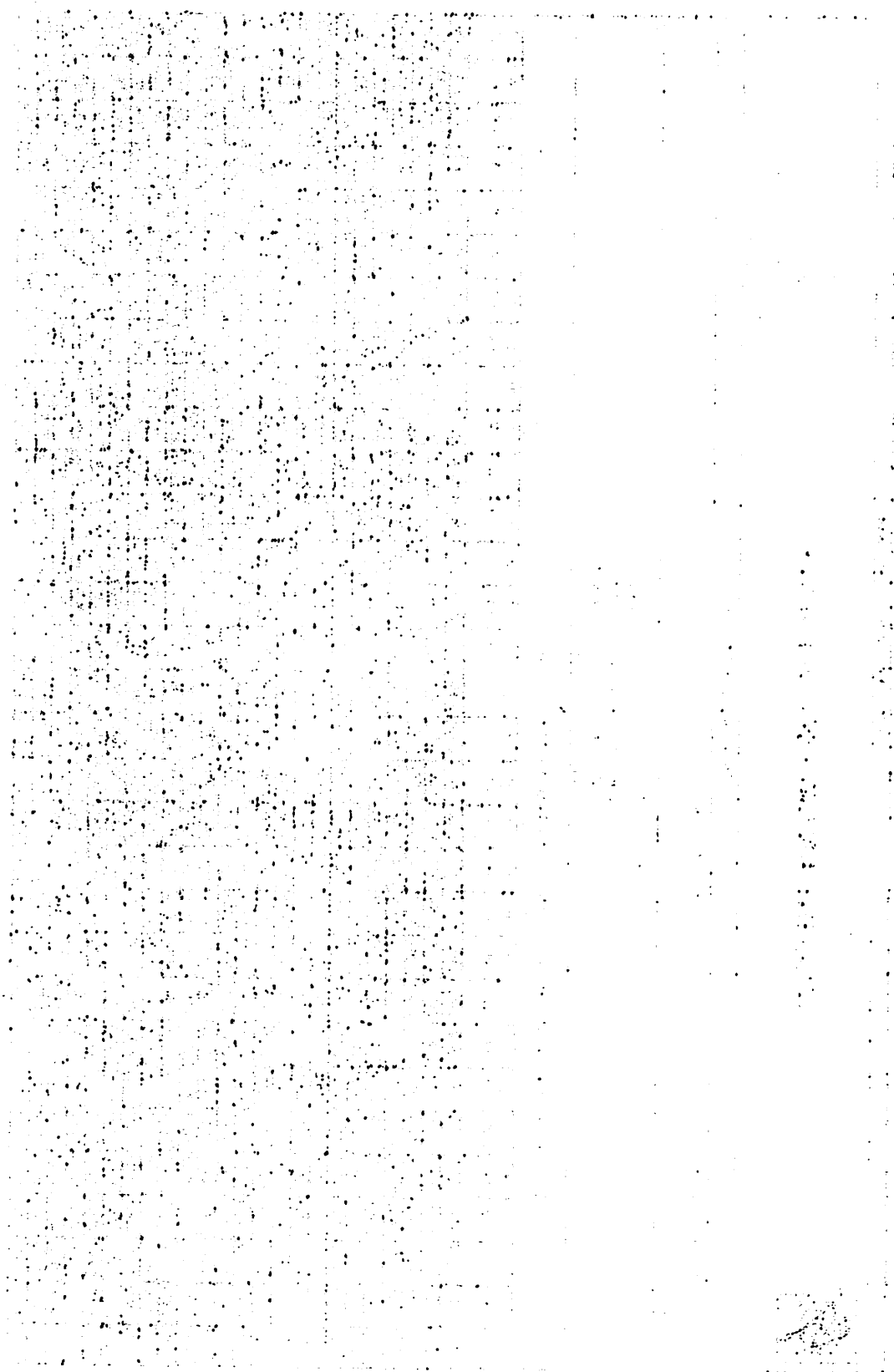
Jl. EL Tari II No.101 Kupang 85228  
(0380) 8554005 / (0380) 8554010  
/ Fac / PLTD KUP / 2007  
3-Dec-2007

Mohon bantuan agar berita tercantum dibawah ini dikirim melalui Teleks / Telegram / Radiogram / Facsimile

Jam	1 kW	2 kW	3 kW	4 kW	5 kW	6 kW	7 kW	8 kW	9 kW	10 kW	11 kW	12 kW	13 kW	14 kW	15 kW	16 kW	17 kW	18 kW	19 kW	20 kW	21 kW	22 kW	23 kW	24 kW	25 kW	26 kW	27 kW	28 kW	29 kW	30 kW	
1:00	17500	18900	19250	19100	17700	17200	20250	21550	22300	21100	21500	20200	17700	20750	21800	22000	22550	22600	19500	19050	22500	23650	22500	22400	21700	19600	18500	21200	21500	21250	
2:00	17500	18900	18800	19000	17200	16900	20000	21300	22300	20200	21000	19200	17600	20500	21600	21800	22000	21700	18200	19100	22000	22100	22300	22000	21300	18800	18500	21000	21500	21100	
3:00	17500	18950	18900	18900	16800	16950	19800	21300	21650	20550	21250	18600	17700	20650	21800	21900	22000	22000	18200	18950	22000	22300	22300	22400	21650	18900	18500	20850	20250	21200	
4:00	17500	19000	19000	18800	16900	17000	19600	21300	21000	20900	21500	18000	17800	20800	22000	22000	22000	22300	18200	18800	22000	22500	22300	20800	22000	19000	18500	20700	19000	21300	
5:00	15800	17050	17500	17900	14800	15500	18050	19550	18750	19500	19500	15850	16800	18900	20150	20750	20750	20900	16800	17700	20550	20900	20900	19600	20500	17400	17000	18850	18800	19450	
6:00	13700	15100	16000	17000	13600	14000	16500	17800	16500	18100	17500	13700	15400	17000	18300	19500	19500	19500	15000	16800	19100	19300	19500	18400	19000	15800	15500	17000	18600	17800	
7:00	15750	17050	17200	16850	13900	16000	18250	19300	17800	19450	17850	14250	17450	19100	20550	20400	20450	19750	15250	19700	20950	20750	20850	20650	19350	21550	18000	19050	20200	19500	
8:00	17800	19000	18400	16700	14200	18000	20000	20800	19100	20800	18200	14800	19500	21200	22800	21300	21400	20000	15500	22800	22800	22200	22200	22900	19700	27300	20500	21100	21800	21400	
9:00	18300	18750	18600	16900	14350	19150	20000	21250	19300	22000	18500	14900	20650	21850	23200	22150	22400	20250	16750	23400	22900	23300	22600	23550	19950	26250	21250	21650	22400	21900	
10:00	18800	18500	18800	17100	14500	20300	20000	21700	19500	23200	18800	15000	21800	22500	23600	23000	23400	20500	16000	24000	23000	24400	23000	24200	20200	25200	22000	22200	23000	22400	
11:00	16500	17800	17000	16550	14200	19250	20000	20100	18450	19600	18600	14750	20400	21100	21500	22000	20600	19200	15800	23250	21500	22700	21500	21950	19800	24100	19850	20850	21900	21400	
12:00	14200	17100	15200	16000	13900	18200	20800	18500	18800	16000	18400	14500	19000	19700	19400	21000	17800	17900	15600	22500	20000	21000	20000	19700	19400	23000	17700	19500	20800	20400	
13:00	16600	18200	17350	16400	14300	19750	20900	20650	20550	19750	18100	15050	21000	21700	21300	22850	20250	18750	15900	23900	22000	22700	21500	22000	19400	23000	20350	20750	21550	21900	
14:00	19000	19300	19500	16800	14700	21300	21000	22800	22300	23500	17800	15600	23000	23700	23200	24700	22700	19600	16200	25300	24000	24400	23000	24300	19400	23000	23000	22000	22300	23400	
15:00	18400	18800	19300	16650	14350	20400	20250	21350	21600	22000	17400	15300	22400	22950	21500	23850	22550	19300	16100	24150	23500	24300	22550	24300	19150	17750	18600	21850	22200	22450	
16:00	17800	18300	19100	16500	14000	19500	19500	19900	20900	20500	17000	15000	21800	22200	19800	23000	22400	19000	16000	23000	23000	24200	22100	24300	18900	12500	14200	21700	22100	21500	
17:00	18200	18800	19600	18000	15400	20000	20000	20700	19000	20000	18800	16200	19600	22300	19600	23000	20000	20000	17900	23000	21800	22200	21800	22000	19400	17000	20200	21500	21000	21200	
18:00	20400	22800	22800	21900	20000	22500	24000	23800	22800	23600	23000	21200	23200	24800	25300	25000	24500	24400	21800	26000	24900	24300	25500	24000	23600	21800	23400	23900	23700	23800	
19:00	21200	23100	23300	23200	20000	23800	23800	24000	24500	24000	24700	23900	23600	22200	24900	26800	27000	26100	26000	25000	23200	26800	26600	26300	26100	25000	24600	22200	24800	25200	25100
20:00	21200	23600	23400	23200	20000	23800	24000	24500	24000	24700	23300	21800	25100	26800	27100	26000	26200	25200	23000	26500	25900	25600	25500	25100	24700	22200	25100	24800	24900	25000	
21:00	20700	23000	22200	22000	20000	22000	23000	23600	23900	24000	22000	20800	23800	26100	25600	25500	25600	24400	22400	24500	22100	20800	24100	25500	23600	24400	24000	21400	20000	22600	23000
22:00	20000	23100	21400	20500	19000	22000	22200	22800	22000	23000	21500	19000	23800	24400	24800	24000	24500	22100	20800	24100	25500	23600	24400	24000	21400	20000	21000	22600	22800	23000	
23:00	19450	20500	20300	19350	18250	21250	22000	22550	22000	22500	21350	18400	22400	23200	23500	23550	24000	21450	19900	23550	25350	23250	23600	23050	20900	19250	21200	22050	22100	22400	
0:00	18900	19700	19200	18200	17500	20500	21800	22300	22000	22000	21200	17800	21000	22000	22200	23100	23500	20800	19000	23000	25200	22700	22800	22100	20400	18500	21400	21500	21400	21800	

Kupang, 03 Desember 2007  
 Yang Melaporkan  
 Manager PLTD Kupang

M. WAHYU PRATOMO







```
unit UFuzzy_Beban_Child;
```

```
interface
```

```
uses
```

```
Windows, Messages, SysUtils, Variants, Classes, Graphics, Controls, Forms,  
Dialogs, Grids, ComCtrls, StdCtrls, Buttons, ExtCtrls, TeEngine, Series,  
TeeProcs, ShellApi, Chart, Gauges;
```

```
type
```

```
TFrmanak = class(TForm)  
PageControl1: TPageControl;  
TabSheet1: TTabSheet;  
SgBeban: TStringGrid;  
TabSheet2: TTabSheet;  
StatusBar1: TStatusBar;  
SGBeban: TStringGrid;  
Panel2: TPanel;  
BtnSimpan: TBitBtn;  
Timer1: TTimer;  
ProgressBar1: TProgressBar;  
TabSheet4: TTabSheet;  
PageControl2: TPageControl;  
TabSheet5: TTabSheet;  
TabSheet7: TTabSheet;  
Memo1: TMemo;  
GroupBox1: TGroupBox;  
Edit1: TEdit;  
Label2: TLabel;  
Label3: TLabel;  
Edit2: TEdit;  
StringGrid1: TStringGrid;  
TabSheet8: TTabSheet;  
Chart1: TChart;  
Series1: TLineSeries;  
Series2: TLineSeries;  
SgBeban: TStringGrid;  
BitBtn3: TBitBtn;  
GroupBox2: TGroupBox;  
Edit3: TEdit;  
Label4: TLabel;  
Label5: TLabel;  
Edit4: TEdit;  
Label6: TLabel;  
Edit5: TEdit;  
Button1: TButton;
```

```

GroupBox3: TGroupBox;
ComboBox1: TComboBox;
Label1: TLabel;
BitBtn1: TBitBtn;
GroupBox4: TGroupBox;
Label7: TLabel;
Label8: TLabel;
EDTMAX: TEdit;
EDTMIN: TEdit;
Button2: TButton;
Label9: TLabel;
EDBEBANMAX: TEdit;
Label10: TLabel;
EDBEBANMIN: TEdit;
GroupBox5: TGroupBox;
ListBox1: TListBox;
Edit6: TEdit;
Label11: TLabel;
Label12: TLabel;
TabSheet3: TTabSheet;
Chart2: TChart;
LineSeries1: TBarSeries;
procedure BtnAddClick(Sender: TObject);
procedure BtnSimpanClick(Sender: TObject);
procedure FormClose(Sender: TObject; var Action: TCloseAction);
procedure FormShow(Sender: TObject);
procedure BitBtn1Click(Sender: TObject);
procedure Timer1Timer(Sender: TObject);
procedure BitBtn3Click(Sender: TObject);
procedure SgBebanDblClick(Sender: TObject);
procedure SGBebanDblClick(Sender: TObject);
procedure StringGrid1DblClick(Sender: TObject);
procedure Button1Click(Sender: TObject);
procedure Button2Click(Sender: TObject);
private
  { Private declarations }
public
  { Public declarations }
end;

var
  Frmanak: TFrmanak;
  jam:integer;
implementation

uses UInsertdata, UFuzzy_Beban_Utama, UFuncsiFuzzyBeban, UDetil, Ufrmrange,

```



```

UNew_Function_Beban, UDetail, Ualgoview, Ujalan;

{$R *.dfm}

procedure TFrmanak.BtnAddClick(Sender: TObject);
begin
//Frminsert.ShowModal;
//SgBeban.RowCount:=SgBeban.RowCount+1;
end;

procedure TFrmanak.BtnSimpanClick(Sender: TObject);
var i:integer;
    Kotak_Simpan:TSaveDialog;

begin
Kotak_Simpan:=TSaveDialog.Create(Self);
Kotak_Simpan.Filter:='Bst file|*.bst';

If Kotak_Simpan.Execute then begin
    PSaveFile(Kotak_Simpan.FileName,SgBeban,SGBeban,SgBeban);
    Frmanak.BitBtn1.Visible:=True;
    Frmanak.Caption:='Sampling Simulation RNG - '+Kotak_Simpan.FileName+'.bst';
end;

Kotak_Simpan.Free;
end;

procedure TFrmanak.FormClose(Sender: TObject; var Action: TCloseAction);
var i:integer;
begin
PClear_Grid(Frmanak.SgBeban);
PClear_Grid(Frmanak.SGBeban);
PClear_Grid(Frmanak.SgBeban);

for i:=0 to 1 do
    Chart1.Series[i].Clear;

BitBtn1.Visible:=False;
FrmUtama.SpbLoadData.Enabled:=True;
FrmUtama.SpbMakeNew.Enabled:=True;
FrmUtama.Show;
end;

```

```
procedure TFrmanak.FormShow(Sender: TObject);  
var i,j:integer;  
begin  
PageControl1.ActivePage:=TabSheet1;
```

```
With StringGrid1 do begin  
Cells[0,0]:='Jam';  
Cells[1,0]:='Beban Aktual(kW)';  
Cells[2,0]:='Beban Ramalan(kW)';  
Cells[3,0]:='Error(%)';  
For i:=1 to RowCount-1 do  
Cells[0,i]:=inttostr(i);
```

```
end;
```

```
With SgBeban do begin  
Cells[0,0]:='Jam';  
For j:=1 to ColCount do  
Cells[j,0]:='Tgl-'+inttostr(j);  
For i:=1 to RowCount-1 do  
Cells[0,i]:=inttostr(i);
```

```
end;
```

```
With SgBeban do begin  
SgBeban.RowCount:=SgBeban.RowCount;  
SgBeban.ColCount:=SgBeban.ColCount;  
Cells[0,0]:='Jam';  
For j:=1 to ColCount do  
Cells[j,0]:='Tgl-'+inttostr(j);  
For i:=1 to RowCount-1 do  
Cells[0,i]:=inttostr(i);
```

```
end;
```

```
With SGBeban do begin  
Cells[0,0]:='Tgl';  
Cells[1,0]:='Temp.Rata';  
Cells[2,0]:='Temp.Max';  
Cells[3,0]:='Temp.Min';  
For j:=1 to RowCount do  
Cells[0,j]:=inttostr(j);
```

```
end;
```

```
FrmUtama.Hide;  
FrmUtama.SpbLoadData.Enabled:=False;  
FrmUtama.SpbMakeNew.Enabled:=False;
```

```
end;
```

```
procedure TFrmanak.BitBtn1Click(Sender: TObject);
```

```
var i,k,ramal:integer;  
    belajar1, belajar2, belajar3:integer;  
    jum_dens,error,tot_error,tot_akt,tot_ramal:real;  
    acak:TRandom;  
    mulai,selesai,lama,menit,detik,milidetik:word;
```

```
begin  
mulai:=GetTickCount;  
BitBtn1.Enabled:=false;  
tot_error:=0;  
tot_akt:=0;  
tot_ramal:=0;
```

```
Series1.Clear;  
Series2.Clear;  
Chart2.Series[0].Clear;
```

```
Memor1.Clear;  
ramal:=ComboBox1.ItemIndex+1;
```

```
k:=ramal-1;  
belajar1:=ramal-2;  
belajar2:=ramal-3;
```

```
Global_Beban[k]:=FGetFrekwensiBeban(global_beban[k]);  
Global_Beban[k]:=FKumulatifDistribusiBeban(global_beban[k]);  
Global_Beban[k]:=FSetTagNumberBeban(global_beban[k]);  
acak:=FAdditiveRandom(24,10,1000);  
Global_Beban[k]:=FPrediktif(Global_Beban[k],acak,strtofloat(Edit2.text),ProgressBar1,  
Strtoint(Edit1.Text));
```

```
{Global_Beban[belajar1]:=FGetFrekwensiBeban(global_beban[belajar1]);  
Global_Beban[belajar1]:=FKumulatifDistribusiBeban(global_beban[belajar1]);  
Global_Beban[belajar1]:=FSetTagNumberBeban(global_beban[belajar1]);  
acak:=FAdditiveRandom(24);  
Global_Beban[belajar1]:=FPrediktif(Global_Beban[belajar1],acak,strtofloat(Edit2.text),P  
rogressBar1,Strtoint(Edit1.Text));
```

```

Global_Beban[belajar2]:=FGetFrekwensiBeban(global_beban[belajar2]);
Global_Beban[belajar2]:=FKumulatifDistribusiBeban(global_beban[belajar2]);
Global_Beban[belajar2]:=FSetTagNumberBeban(global_beban[belajar2]);
acak:=FAdditiveRandom(24);
Global_Beban[belajar2]:=FPrediktif(Global_Beban[belajar2],acak,strtofloat(Edit2.text),P
rogressBar1,Strtoint(Edit1.Text));
}

```

```

For i:=0 to Length(Global_Beban[k].Frek)-1 do
Begin
Memo1.Lines.Add('Beban Aktual = '+floattostr(Global_Beban[k].Frek[i].beban));
Memo1.Lines.Add('Frekuensi = '+floattostr(Global_Beban[k].Frek[i].kemunculan));
Memo1.Lines.Add('Distribusi Densitas =
'+floattostr(Global_Beban[k].Frek[i].Distribusi_densitas));
Memo1.Lines.Add('Distribusi Kumulatif =
'+floattostr(Global_Beban[k].Frek[i].Kumulatif_Disribusi));

```

```

Memo1.Lines.Add('Tag Number =
'+floattostr(Global_Beban[k].Frek[i].MinTag_Number)+' -
'+floattostr(Global_Beban[k].Frek[i].MaxTagNumber));

```

```

jum_dens:=jum_dens+Global_Beban[k].Frek[i].Distribusi_densitas;
end;

```

```

//Memo1.Lines.Add('Jumlah Densitas = '+floattostr(jum_dens));

```

```

For i:=0 to 23 do

```

```

Begin

```

```

Memo1.Lines.Add('Random number '+inttostr(i)+'= '+floattostr(acak[i]));

```

```

Memo1.Lines.Add('Ramalan beban jam - '+inttostr(i)+'=

```

```

'+floattostr(Global_Beban[k].hasilBebanramalan.bebanjam[i]));

```

```

Series1.AddXY(i+1,Global_Beban[ramal].jam.bebanjam[i+1]);

```

```

Series2.AddXY(i+1,Global_Beban[k].hasilBebanramalan.bebanjam[i]);

```

```

Error:=Abs((Global_Beban[ramal].jam.bebanjam[i+1]
-Global_Beban[k].hasilBebanramalan.bebanjam[i]
))

```

```

/Global_Beban[ramal].jam.bebanjam[i+1];

```

```

error:=error*100;

```

```

Chart2.Series[0].AddXY(i+1,error);

```

```

tot_error:=tot_error+error;

```

```

tot_akt:=tot_akt+(Global_Beban[ramal].jam.bebanjam[i+1]);

```

```

tot_ramal:=tot_ramal+(Global_Beban[k].hasilBebanramalan.bebanjam[i]);

```

```

With StringGrid1 do begin
Cells[1,i+1]:=floattostr(Global_Beban[ramal].jam.bebanjam[i+1]);
Cells[2,i+1]:=floattostr(Global_Beban[k].hasilBebanramalan.bebanjam[i]);
Cells[3,i+1]:=Realtostr(error,3);

```

```

end;
BitBtn1.Enabled:=True;
end;
selesai:=GetTickCount;
lama:=selesai-mulai;
detik:=lama div 1000;
milidetik:=lama mod 1000;
if detik>=60 then
begin
menit:=detik div 60;
detik:=detik mod 60;
end;

```

```

Edit3.Text:=RealToStr(tot_akt,3);
Edit4.Text:=RealToStr(tot_ramal,3);
Edit5.Text:=RealToStr(tot_error/24,3);
Edit6.Text:=IntToStr(menit)+' : '+IntToStr(detik)+' : '+IntToStr(milidetik);
end;

```

```

procedure TFrmanak.Timer1Timer(Sender: TObject);
begin
if jam < 30 then
jam:=jam+1
else
jam:=0;

```

```

Chart1.View3DOptions.Rotation:=jam;

```

```

end;

```

```

procedure TFrmanak.BitBtn3Click(Sender: TObject);
var i,j:integer;
    acak:TRandom;
begin
{For i:=Low(Global_Beban) to High(Global_Beban) do
Begin
Global_Beban[i]:=FGetFrekwensiBeban(global_beban[i]);
Global_Beban[i]:=FKumulatifDistribusiBeban(global_beban[i]);
Global_Beban[i]:=FSetTagNumberBeban(global_beban[i]);

```

```

acak:=FAdditiveRandom(24);
Global_Beban[i]:=FPrediktif(Global_Beban[i],acak,strtofloat(Edit2.text),ProgressBar1,St
rtoint(Edit1.Text));
For j:=0 to 23 do
  SgBeban.Cells[i,j+1]:=floattostr(Global_Beban[i].hasilBebanramalan.bebanjam[j]);
end;
}
end;

```

```

procedure TFrmanak.SgBebanDbClick(Sender: TObject);
var kotaksimpan:TSaveDialog;
begin
  kotaksimpan:=TSaveDialog.Create(self);
  kotaksimpan.Filter:='Teks DB |*.xls';
  If kotaksimpan.Execute then
    begin
      PSimpanFileHasil(kotaksimpan.FileName+'.xls',SgBeban);

ShellExecute(self.Handle,'open',PChar(kotaksimpan.filename+'.xls'),nil,nil,SW_SHOWN
ORMAL);
    end;
    kotaksimpan.Free;

```

```

end;
procedure TFrmanak.SGBebanDbClick(Sender: TObject);
var kotaksimpan:TSaveDialog;
begin
  kotaksimpan:=TSaveDialog.Create(self);
  kotaksimpan.Filter:='Teks DB |*.xls';
  If kotaksimpan.Execute then
    begin
      PSimpanFileHasil(kotaksimpan.FileName+'.xls',SgBeban);

ShellExecute(self.Handle,'open',PChar(kotaksimpan.filename+'.xls'),nil,nil,SW_SHOWN
ORMAL);
    end;
    kotaksimpan.Free;

```

```

end;

procedure TFrmanak.StringGrid1DbClick(Sender: TObject);
var kotaksimpan:TSaveDialog;
begin
  kotaksimpan:=TSaveDialog.Create(self);
  kotaksimpan.Filter:='Teks DB |*.xls';
  If kotaksimpan.Execute then

```

```

begin
  PSimpanFileHasil(kotaksimpan.FileName+'.xls',StringGrid1);

ShellExecute(self.Handle,'open',PChar(kotaksimpan.filename+'.xls'),nil,nil,SW_SHOWN
ORMAL);
end;
kotaksimpan.Free;

end;

procedure TFrmanak.Button1Click(Sender: TObject);
begin
  Edit1.Text:='100000';
  Edit2.Text:='0.001';
end;

procedure TFrmanak.Button2Click(Sender: TObject);
VAR i,k:integer;
    beb,max,min:double;
begin
  k:=ComboBox1.ItemIndex-1;
  max:=Global_Beban[k].jam.bebanjam[1];
  For i:=1 to 23 do
    Begin
      beb:=Global_Beban[k].jam.bebanjam[i+1];
      if beb>max then
        max:=beb;
    end;
    Global_Beban[k].MAXBEBAN:=max;

  min:=Global_Beban[k].jam.bebanjam[1];
  For i:=0 to 23 do
    Begin
      beb:=Global_Beban[k].jam.bebanjam[i+1];
      if beb<min then
        min:=beb;
    end;
    Global_Beban[k].MINBEBAN:=min;

  EDBEBANMAX.Text:=floattostr(Global_Beban[k].MAXBEBAN);
  EDBEBANMIN.Text:=floattostr(Global_Beban[k].MINBEBAN);
  EDTMAX.Text:=floattostr(Global_Beban[k].TempMax);
  EDTMIN.Text:=floattostr(Global_Beban[k].TempMin);
end;

end.

```



LEMBAR PENGAJUAN JUDUL SKRIPSI  
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO S-1

Konsentrasi : Teknik Energi Listrik/~~Teknik Elektronika~~\*)

1.	Nama Mahasiswa: <u>IRFAN. H. NAINGEOLAN.</u>	Nim: <u>01.12.146.</u>
2.	Waktu Pengajuan	Tanggal: <u>27</u> Bulan: <u>11</u> Tahun: <u>2007.</u>
3.	Spesifikasi Judul (berilah tanda silang)**)	
	<input checked="" type="checkbox"/> a. Sistem Tenaga Elektrik	e. Elektronika & Komponen
	<input type="checkbox"/> b. Energi & Konversi Energi	f. Elektronika Digital & Komputer
	<input type="checkbox"/> c. Tegangan Tinggi & Pengukuran	g. Elektronika Komunikasi
	<input type="checkbox"/> d. Sistem Kendali Industri	h. lainnya .....
4.	Konsultasikan judul sesuai materi bidang ilmu kepada Dosen*)  <u>Ir. Eko Nurcahyo</u> <u>27/11/07</u>	Ketua Jurusan  <u>Ir. F. Yudi Limpraptono, MT</u> NIP. P. 1039500274
5.	Judul yang diajukan mahasiswa:	<u>PENGELOMPOKAN..... METODE..... MONTE CARLO..... HYBRID..... FUZZY LOGIC..... (M.C.H.F.L.)..... PADA PERAMALAN..... BEDAH..... JUKKA..... KENDAK.....</u>
6.	Perubahan judul yang disetujui Dosen sesuai materi bidang ilmu	..... ..... .....
7.	Catatan: ..... ..... .....	Disetujui Dosen <u>200</u>  <u>Eko N.</u>
	Persetujuan Judul skripsi yang dikonsultasikan kepada Dosen materi bidang ilmu	

- Perhatian:
1. Formulir pengajuan ini harap dikembalikan kepada jurusan paling lambat satu minggu setelah disetujui kelompok dosen keahlian dengan dilampirkan proposal skripsi beserta persyaratan skripsi sesuai form S-1
  2. Keterangan: \*) Coret yang tidak perlu  
\*\*) dilingkari a, b, c, .....atau g sesuai bidang keahlian





INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL MALANG  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO

## PERNYATAAN KESEDIAAN SEBAGAI DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI

Sesuai dengan Permohonan Mahasiswa :

Nama : Irfan H Nainggolan  
Nim : 01.12.146  
Semester : XIII (TigaBelas)  
Jurusan : TEKNIK ELEKTRO  
Konsentrasi : ENERGI LISTRIK S-1

Dengan ini menyatakan **bersedia / tidak bersedia** \*) menjadi Dosen Pembimbing Utama/Pendamping \*) , untuk penyusunan Skripsi Mahasiswa tersebut dengan judul :

**“PENGUNAAN METODE MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL) PADA PERAMALAN BEBAN JANGKA PENDEK”**

Demikian pernyataan ini kami buat untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Malang, Desember 2007  
Yang Membuat Pernyataan,

Ir. Djojo Priatmono.MT  
Nip.Y. 101 8700 107

Catatan :

1. Setelah disetujui agar formulir ini diserahkan mahasiswa/I yang bersangkutan kepada jurusan untuk diproses lebih lanjut.
2. \*) Coret yang tidak perlu



INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL MALANG  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO

## PERNYATAAN KESEDIAAN SEBAGAI DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI

Sesuai dengan Permohonan Mahasiswa :

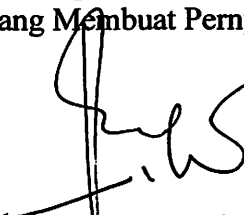
Nama : Irfan H Nainggolan  
Nim : 01.12.146  
Semester : XIII (TigaBelas)  
Jurusan : TEKNIK ELEKTRO  
Konsentrasi : ENERGI LISTRIK S-1

Dengan ini menyatakan **bersedia / tidak bersedia** ” menjadi Dosen Pembimbing Utama/Pendamping ”, untuk penyusunan Skripsi Mahasiswa tersebut dengan judul :

**“PENGUNAAN METODE MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL) PADA PERAMALAN BEBAN JANGKA PENDEK”**

Demikian pernyataan ini kami buat untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Malang, Desember 2007  
Yang Membuat Pernyataan,

  
\_\_\_\_\_  
Ir. Eko Nurcahyo  
Nip.Y. 101 8700 172

Catatan :

1. Setelah disetujui agar formulir ini diserahkan mahasiswa/I yang bersangkutan kepada jurusan untuk diproses lebih lanjut.
2. ” Coret yang tidak perlu

Form. S – 3b



INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL  
Jl. Bendungan Sigura-gura No. 2  
MALANG

---

Lampiran : 1 (satu) berkas  
**Pembimbing Skripsi**

Kepada : Yth. Bapak **Ir. Djojo Priatmono, MT**  
Dosen Institut Teknologi Nasional Malang  
**MALANG**

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Irfan H Nainggolan  
Nim : 01.12.146  
Jurusan : Teknik Elektro S-1  
Konsentrasi : Energi Listrik

Dengan ini mengajukan permohonan, kiranya Bapak/Ibu bersedia menjadi Dosen Pembimbing Pendamping, untuk penyusunan Skripsi dengan judul (proposal terlampir) :

**PENGUNAAN METODE MONTE CARLO HYBRID  
FUZZY LOGIC (MCHFL) PADA PERAMALAN BEBAN  
JANGKA PENDEK**

Adapun tugas tersebut sebagai salah satu syarat untuk menempuh Ujian Akhir Sarjana Teknik.  
Demikian permohonan kami dan atas kesediaan Bapak kami ucapkan terima kasih.

Malang, Desember 2007

Ketua  
Jurusan Teknik Elektro S-1

**Ir. F. Yudi Limpraptono, MT**  
NIP. 1039500274

**Hormat Kami,**

**Irfan H Nainggolan**  
NIM. 01.12.146

\*) coret yang tidak perlu

Form S-3a



INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL  
Jl. Bendungan Sigura-gura No. 2  
MALANG

---

Lampiran : 1 (satu) berkas  
**Pembimbing Skripsi**

Kepada : Yth. Bapak **Ir. Eko Nurcahyo.**  
Dosen Institut Teknologi Nasional Malang  
**MALANG**

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Irfan .H. Nainggolan  
Nim : 01.12.146  
Jurusan : Teknik Elektro S-1  
Konsentrasi : Energi Listrik

Dengan ini mengajukan permohonan, kiranya Bapak/Ibu bersedia menjadi Dosen Pembimbing Utama, untuk penyusunan Skripsi dengan judul (proposal terlampir) :

**PENGUNAAN METODE MONTE CARLO HYBRID  
FUZZY LOGIC (MCHFL) PADA PERAMALAN BEBAN  
JANGKA PENDEK**

Adapun tugas tersebut sebagai salah satu syarat untuk menempuh Ujian Akhir Sarjana Teknik.  
Demikian permohonan kami dan atas kesediaan Bapak kami ucapkan terima kasih.

Malang, Desember 2007

Ketua  
Jurusan Teknik Elektro S-1

**Ir. F. Yudi Limpraptono, MT**  
NIP. 1039500274

**Hormat Kami,**

**Irfan H Nainggolan**  
NIM. 01.12.146

\*) coret yang tidak perlu

Form S-3a

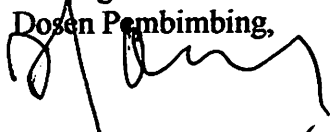


## FORMULIR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Irfan H Nainggolan  
Nim : 01.12.146  
Masa Bimbingan : 14 FEBRUARI 2008 s/d 14 AGUSTUS 2008  
Judul Skripsi : **PENGUNAAN METODE MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL) PADA PERAMALAN BEBAN JANGKA PENDEK DI PT PLN(Persero) WILAYAH NTT CABANG KUPANG**

No.	Tanggal	Uraian	Parap Pembimbing
1.			
2.			
3.			
4.			
5.			
6.			
7.			
8.			
9.			
10.			

Malang 2008  
Dosen Pembimbing,

  
**Ir. Djojo Priatmono.MT**  
Nip.Y. 101. 8700 107



FORMULIR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Irfan H Nainggolan  
Nim : 01.12.146  
Masa Bimbingan : 14 FEBRUARI 2008 s/d 14 AGUSTUS 2008  
Judul Skripsi : **PENGGUNAAN METODE MONTE CARLO HYBRID FUZZY LOGIC (MCHFL) PADA PERAMALAN BEBAN JANGKA PENDEK DI PT PLN(Persero) WILAYAH NTT CABANG KUPANG**

No.	Tanggal	Uraian	Parap Pembimbing
1.			
2.			
3.			
4.			
5.			
6.			
7.			
8.			
9.			
10.			

Malang 2008  
Dosen Pembimbing,

**Ir. Eko Nurcahyo**  
**NIP.Y. 101 8700 172**

NO	WAKTU	NAMA / NIM	JUDUL MAKALAH	PEMBIMBING KELOMPOK DOSEN KEAHLIAN	RUANG
1.	09.00 – 09.45	<b><u>Muh. Dwi Candra P</u></b> 0112003	Optimasi Daya Reaktif Menggunakan Metode Differential Evolution Pada Saluran Transmisi 150 Kv Paiton Bali	<b>Ir. Eko Nurcahyo</b> <b>Irrine Budi S, ST, MT</b> 1. Widodo Pudji M, MT 2. Bambang Prio Hartono, ST, MT	Seminar Lantai 1
2.	09.45 – 10.30	<b><u>Herchy Seilatuw</u></b> 0212082	Analisa Kondisi Sready Stape Pada Pengaturan Kecepatan Motor DC Menggunakan Metode Kontrol Cascade Dengan Software Matlab Simulink Di Laboratorium Konversi Energi Elektrik Itn Malang	<b>Ir. Widodo Pudji M, MT</b> <b>Bambang Prio Hartono, ST, MT</b> 1. M. Abdul Hamid, MT 2. Eko Nurcahyo	
3.	10.30 – 11.15	<b><u>Yuri Firmansyah</u></b> 0212059	Analisis Dan Pembuatan Harmonic Pada Motor Induksi 3 Fasa Menggunakan Thyristor Anti Paralel Di Laboratorium Konversi Energi Elektrik ITN Malang	<b>Ir. M. Abdul Hamid, MT</b> <b>Bambang Prio Hartono, ST, MT</b> 1. Widodo Pudji M, MT 2. Eko Nurcahyo	
4.	11.15 – 12.00	<b>Husen Sufianto</b> 0212010	Analisis Unjuk Kerja Motor Induksi 3 Fasa Menggunakan Pengendalian Thyristor Anti Paralel Dengan Matlab 7.0 Di Laboratorium Konversi Energi Elektrik ITN Malang	<b>Ir. Eko Nurcahyo</b> <b>Ir. Djojo Priatmono, MT</b> 1. M. Abdul Hamid, MT 2. Bambang Prio Hartono, ST, MT	
5.	12.00 – 12.45	<b><u>Irfan H. Nainggolan.</u></b> 0112146	Penggunaan Metode Monte Carlo Hybrid Fuzzy Logic (MCHFL) Pada Peramalan Beban Jangka Pendek	<b>Ir. Taufik Hidayat, MT</b> <b>Ir. Eko Nurcahyo</b> 1. M. Abdul Hamid, MT 2. Bambang Prio Hartono, ST, MT	
6.	12.45 – 13.30	<b>Aan Hanafi S</b> 0012090	Kompensasi Daya Reaktif Multiobyektf Menggunakan Metode Elektric Omocron (EO) Pada Jaringan Transmisi 150 Kv Di Area 4 Jawa Timur		

#### Catatan :

Peserta seminar proposal diwajibkan berpakaian rapi  
(Bawahan hitam, baju putih, berdasi & bersepatu hitam)



Malang, 11 Februari 2008  
Ketua Jurusan Teknik Elektro S-1

Ir. E. Yudi Kurniapriono, MT  
Nip. Y. 1039500274

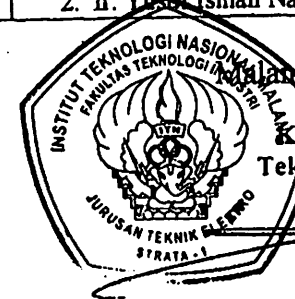
# SEMINAR SKRIPSI JURUSAN TEKNIK ELEKTRO/TEKNIK ENERGI LISTRIK S-1

Hari/Tanggal : Rabu,12 Maret 2008

NO	WAKTU	NAMA & NIM	JUDUL	PENGAMAT & MODERATOR	RUANG
1.	09.00 – 09.45	Fathul Arifin 0112096	Analisa Startingmotor Pada Pabrik Gula Krebet Baru II Bululawang Menggunakan Simulasi Software Etap Power Station	Ir. M. Abdul Hamid, MT Ir. Yusuf Ismail Nakhoda, MT 1. Ir. Widodo Pudji M. MT 2. Bambang Prio Hartono, ST, MT	AMPI. 2 LANTAI III
2.		Abdul Jalal 0112018	Penggunaan Fuzzy Logic Contoller Pada Motor Induksi Untuk Mempercepat Kembalinya Putaran Pada Kecepatan Normal Akibat Adanya Perubahan Beban	Ir. M. Abdul Hamid, MT 1. Ir. Widodo Pudji M. MT 2. Bambang Prio Hartono, ST, MT	
3.	09.45 – 10.30	Sigit Heriyanto 0212077	Estimasi Kecepatan Motor Induksi Tanpa Sensor Arus Dan Kecepatan Yang Beroperasi Pada Frekuensi Rendah Dengan Menggunakan Matlab Simulink Di Laboratorium Konversi Energi Elektrik ITN Malang	Ir. M. Abdul Hamid, MT Ir. Eko Nurcahyo 1. Bambang Prio Hartono, ST, MT 2. Ir. Widodo Pudji M. MT	
4.	10.30 – 11.15	Imron Rosidi 0112136	Analisa Penempatan Kapasitor Untuk Kompensasi Daya Reaktif Dengan Menggunakan Software Etap Powerstation Di PG Krebet Baru	Ir. Yusuf Ismail Nakhoda, MT Ir. Eko Nurcahyo 1. Ir. Widodo Pudji M. MT 2. Bambang Prio Hartono, ST, MT	
5.	11.15 – 12.00	Muh. Dwi Candra P 0112003	Optimasi Daya Reaktif Menggunakan Metode Defferential Evolution Pada Saluran Transmisi 150 Kv Paiton Bali	Ir. Eko Nurcahyo Irine Budi S, ST, MT 1. Ir. H. Choirul Saleh, MT 2. Ir. Yusuf Ismail Nakhoda, MT	
6.	12.00 – 12.45	Samsi Umar R L 0012067	Perkiraan Beban Jangka Pendek Menggunakan Metode Hybrd Correction PT PLN (Persero) Wilayah NTT Cabang Kupang	Ir. Yusuf Ismail Nakhoda, MT 1. Ir. Eko Nurcahyo 2. Ir. H. Choirul Saleh, MT	
7.	12.45 – 13.30	Irfan Nainggolan 0112146	Penggunaan Metode Monte Carlo Hybrtd Fuzzy Logic (MCHFL) Pada Peramalan Beban Jangka Pendek Di PT PLN (Persero) Wilayah NTT Cabang Kupang	Ir. Eko Nurcahyo Ir. Djojo Priatmono, MT 1. Ir. H. Choirul Saleh, MT 2. Ir. Yusuf Ismail Nakhoda, MT	

## Catatan :

Peserta seminar wajib membawa kartu seminar  
Semua mahasiswa tingkat akhir wajib hadir, ada absensi  
Pakaian rapi baju putih bawahan hitam, berdasi dan bersepatu hitam



Malang, 11 Maret 2008

Ketua Jurusan  
Teknik Elektro S1

Ir. F. Yudi Linpraptono, MT  
NID V 1039500774